



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

## بهینه ساز گرگ خاکستری

چکیده :

کار حاضر یک الگوریتم جدید موسوم به بهینه ساز گرگ خاکستری (GWO) با الهام گیری از گرگ های خاکستری (Canis lupus) پیشنهاد می کند. الگوریتم GWO از سلسله مراتب رهبری و مکانیسم شکار گرگ های خاکستری در طبیعت پیروی می کند. چهار نوع گرگ خاکستری نظیر آلفا، بتا، دلتا و امگا برای شبیه سازی سلسله مراتب رهبری به کار گرفته می شوند. به علاوه، سه مرحله اصلی شکار کردن یعنی جست و جوی شکار، محاصره شکار و حمله به شکار پیاده سازی می شوند. سپس این الگوریتم بر روی 29 تابع آزمون شناخته شده الگوبرداری می گردد و نتایج توسط یک مطالعه تفصیلی با بهینه ذرات ازدحام ذرات (PSO)، الگوریتم جست و جوی گرانشی (GSA)، تکامل تفاضلی (DE)، برنامه نویسی تکاملی (EP) و راهبرد تکامل (ES) صحت سنجی می شود. نتایج نشان می دهد که الگوریتم GWO قادر به ارایه نتایج فوق العاده رقابتی در مقایسه با این الگوریتم های فرا ابتکاری شناخته شده می باشد. در عین حال، این مقاله حل سه مسئله طراحی مهندسی کلاسیک ( فنر تنش/فشار، اتصال جوشی تیر و طرح های محفظه تحت فشار) را در نظر گرفته و کاربرد واقعی روش پیشنهادی را در زمینه مهندسی اپتیک و لیزر بررسی می کند. نتایج مسائل طراحی مهندسی کلاسیک و کاربرد واقعی اثبات کننده این موضوع هستند که الگوریتم پیشنهادی قابل کاربرد برای حل مسائل چالش بر انگیز با فضا های جست و جوی ناشناخته است.

### 1. مقدمه

معرفی روش های بهینه سازی فرا ابتکاری در طی دو دهه اخیر محبوبیت و رواج بسیار زیادی را داشته است. در عین شگفتی، برخی از آن ها نظیر الگوریتم ژنتیکی (GA)(1)، بهینه سازی کلنی مورچه (ACO)(2) و بهینه سازی ازدحام ذرات (3) نه تنها در میان دانشمندان علوم کامپیوتر، بلکه دانشمندان رشته های مختلف نسبتاً شناخته شده می باشند. علاوه بر طیف وسیعی از کار های نظری، این روش های بهینه سازی در زمینه های مطالعاتی مختلف به کار گرفته شده اند. سوال مطرح شده این است که چرا الگوریتم های فرا ابتکاری گسترش چشمگیری

داشته اند. پاسخ به این سوال را می توان در قالب چهار دلیل خلاصه سازی کرد: سادگی، انعطاف پذیری، مکانیسم عاری از مشتق گیری و اجتناب از نقطه بهینه محلی. اول، الگوریتم های فرا ابتکاری نسبتا ساده می باشند. آن ها عمدتا الهام گرفته از مفاهیم بسیار ساده می باشند. الهامات معمولا مربوط به پدیده های فیزیکی، رفتار های حیوانات یا مفاهیم تکاملی هستند. سادگی به دانشمندان رشته کامپیوتر امکان شبیه سازی مفاهیم طبیعی مختلف، پیشنهاد الگوریتم های فرا ابتکاری جدید، ترکیب دو یا چند الگوریتم فرا ابتکاری یا بهبود الگوریتم های فرا ابتکاری فعلی را می دهد. به علاوه، سادگی به دانشمندان دیگر امکان یادگیری سریع الگوریتم های فرا اکتشافی و به کار گیری آن ها را در حل مسائل خود می دهد. دوما، انعطاف پذیری اشاره به قابلیت کاربرد الگوریتم های فرا ابتکاری در مسائل مختلف بدون هر گونه تغییرات در ساختار الگوریتم دارد. الگوریتم های فرا ابتکاری به راحتی قابل کاربرد برای مسائل مختلف می باشند زیرا آن ها اغلب مسائل را به صورت جعبه سیاه فرض می کنند. به عبارت دیگر، تنها ورودی ها و خروجی های یک سیستم برای یک الگوریتم فرا ابتکاری مهم می باشند. بنا بر این، تنها چیزی که یک طراح نیاز دارد این است که بداند چگونه مسئله خود را برای الگوریتم های فرا ابتکاری ارایه کند. سوم، اکثریت الگوریتم های فرا ابتکاری، مکانیسم های عاری از مشتق گیری می باشند. بر عکس رویکرد های بهینه سازی مبتنی بر گرادیان، الگوریتم های فرا ابتکاری، مسائل را به طور تصادفی بهینه سازی می کنند. فرایند بهینه سازی با راه حل های تصادفی شروع می شوند و نیازی به محاسبه مشتق فضای جست و جو برای یافتن نقطه بهینه نیست. این ویژگی موجب شده است تا الگوریتم های فرا ابتکاری برای مسائل واقعی با اطلاعات اشتقاقی ناشناخته یا پر هزینه بسیار مناسب باشند. در نهایت، الگوریتم های فرا ابتکاری دارای قابلیت های برتری برای اجتناب از نقاط بهینه محلی در مقایسه با فنون بهینه سازی متعارف و سنتی می باشند. این ویژگی ناشی از ماهیت تصادفی الگوریتم های فرا ابتکاری است که به آن ها امکان اجتناب از رکود در راه حل های محلی و جست و جوی گسترده فضای کامل جست و جو را می دهد. فضای جست و جوی مسائل واقعی معمولا مجهول و بسیار پیچیده با تعداد زیادی نقطه بهینه محلی است از این روی الگوریتم های فرا ابتکاری، گزینه های خوبی برای بهینه سازی این مسائل واقعی چالش بر انگیز می باشند. قضیه (NFL) از نهار مجانی خبری نیست، در این لازم به ذکر می باشد. این قضیه به طور منطقی اثبات کرده است که هیچ الگوریتم ابتکاری برای حل همه مسائل بهینه سازی، بهترین نیست. به عبارت دیگر، یک الگوریتم فرا ابتکاری خاص ممکن است در یک

مجموعه از مسائل، نتایج بسیار خوب و مفیدی را نشان دهد، ولی همین الگوریتم در یک مجموعه متفاوت از مسائل دیگر، عملکرد ضعیفی را به معرض نمایش بگذارد. پر واضح است که NFL موجب فعال تر شدن این زمینه مورد مطالعه شود که به نوبه خود منجر به بهبود رویکرد های فعلی و پیشنهاد الگوریتم های فرا ابتکاری جدید در هر سال می شود. این روش هم چنین به ما انگیزه توسعه یک الگوریتم فرا ابتکاری جدید با الهام گیری از گرگ های خاکستری را می دهد. به طور ملی، الگوریتم های فرا ابتکاری را می توان به دو دسته اصلی طبقه بندی کرد: مبتنی بر تک راه حل و مبتنی بر جمعیت. در دسته اول (برای مثال الگوریتم تیرید شبیه سازی شده (5)، فرایند جست و جو با یک راه حل کاندید شروع می شود. این تک راه حل کاندید سپس در طول تکرار ها بهبود می یابد. با این حال، الگوریتم های فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت، بهینه سازی را با استفاده از مجموعه ای از راه حل ها (جمعیت) انجام می دهند. در این نمونه، فرایند جست و جو با یک جمعیت اولیه تصادفی شروع می شود (راه حل های چند گانه) و این جمعیت در طی یک دوره از تکرار ها بهبود می یابد. الگوریتم های فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت دارای برخی مزیت ها نسبت به الگوریتم های مبتنی بر تک راه حل می باشند: راه حل های چند گانه اطلاعاتی را در مورد فضای جست و جو به اشتراک می گذارند که منجر به جهش های نا گهانی به سمت یک بخش مفید از فضای جست و جو می شود.

- راه حل های کاندید چند گانه به یک دیگر در اجتناب از راه حل های بهینه محلی کمک می کنند
- الگوریتم های فرا ابتکاری مبتنی بر جمعیت به طور کلی دارای اکتشاف بیشتری در مقایسه با الگوریتم های مبتنی بر تک راه حل می باشند.

یکی از شاخه های جالب الگوریتم های فرا ابتکاری مبانی بر جمعیت هوش ازدحامی (SI) است. مفاهیم هوش ازدحامی اولین بار در 1993 (6) پیشنهاد شد. بر اساس گفته بانو و همکاران (1)، SI، هوش جمعی براینده از گروه هایی از عوامل ساده می باشد. الهامات فنون هوش ازدحامی، عمدتاً بر گرفته از کلنی های طبیعی، دسته های پرنده ها، گله های حیوانات و دسته های ماهیان می باشد. برخی از رایج ترین روش های SI شامل ACO [3], PSO [2] و کلنی زنبور عسل (ABC) (7) می باشند. یک مرور منابع جامع از الگوریتم های SI در بخش بعدی ارائه می شود. برخی از مزیت های الگوریتم های هوش ازدحامی به شکل زیر می باشند:

- الگوریتم های هوش ازدحامی اطلاعاتی را در مورد فضای جست و جو در روند تکرار حفظ می کنند در حالی که الگوریتم های تکاملی (EA)، اطلاعات نسل های قبلی را دور می اندازند.
  - الگوریتم های هوش ازدحامی اغلب از حافظه برای ذخیره بهترین راه حل بدست آمده تا کنون استفاده می کنند
  - الگوریتم های هوش ازدحامی معمولا دارای پارامتر های کم تری برای تعدیل می باشند
  - الگوریتم های هوش ازدحامی دارای عملگر ها یا اپراتور های کم تری در مقایسه با رویکرد های تکاملی (کراس آور، موتاسیون(جهش)، نخبه گرایی و از این قبیل موارد) دارد
  - پیاده سازی الگوریتم های هوش ازدحامی آسان است.
- صرف نظر از تفاوت های بین الگوریتم های فرا ابتکاری، یک خصوصیت مشترک، تقسیم فرایند جست و جو به دو مرحله: اکتشاف و بهره برداری است(8-12). مرحله اکتشاف، اشاره به فرایند تحقیق و بررسی مناطق مفید فضای جست و جو در مقیاس گسترده تا حد امکان دارد. یگ الگوریتم باید اپراتور های تصادفی برای جست و جوی تصادفی و کلی فضای جست و جو به منظور پشتیبانی از این مرحله داشته باشد. با این حال بهره برداری، اشاره به قابلیت جست و جوی محلی حول مناطق مناسب و مفید بدست آمده در مرحله اکتشاف دارد. یافتن یک تعادل مناسبی بین این دو مرحله به دلیل ماهیت تصادفی الگوریتم های فرا ابتکاری یک وظیفه چالش بر انگیز محسوب می شود. مطالعه حاضر یک روش SI جدید را با الهام گیری از رفتار شکار و سلسله مراتب اجتماعی گله های گرگ خاکستری ارائه می کند. ادامه این مقاله به صورت زیر سازمان دهی شده است: در بخش 2 مرور منابعی در خصوص فنون SI دیده می شود. بخش 3 شرح کلی از الگوریتم پیشنهادی GWO در اختیار می گذارد. نتایج و بحث مربوط به توابع الگو، مسائل نیمه واقعی و کاربرد واقعی به ترتیب در بخش های 4-6 ارائه شده است. در نهایت، بخش 7 شامل نتیجه گیری و پیشنهاداتی برای سمت و سوی مطالعات آینده است.

## 2- مرور منابع

الگوریتم های فرا ابتکاری را می توان به سه دسته تقسیم کرد: الگوریتم های تکاملی، الگوریتم های مبتنی بر فیزیک و الگوریتم های SI. EA ها معمولا از مفاهیم تکامل در طبیعت الهام گرفته اند. متداول ترین الگوریتم در این شاخه، GA است. این الگوریتم توسط هولند در 1992(13) پیشنهاد شده و مفاهیم تکامل داروین را شبیه سازی می کند. کاربرد های GA در علوم مهندسی به طور گسترده ای توسط گولدربرگ(14) بررسی شده است. به

طور کلی، بهینه سازی با تکامل یک راه حل تصادفی اولیه در نسل EA انجام می شود. هر جمعیت جدید توسط ترکیب و جهش افراد در نسل قبلی ایجاد می شود. چون بهترین افراد، دارای احتمال مشارکت بالایی در تولید جمعیت جدید می باشند، احتمالاً جمعیت جدید بهتر از نسل های قبلی است. این می تواند تضمین نماید که جمعیت تصادفی اولیه در طول چندین چندین بهینه سازی شود. برخی از الگوریتم های تکاملی شامل تکامل تقاضی (DE)(15)، برنامه نویسی تکاملی (EP)(16-17) و راهبرد تکاملی (ES)(18-19)، برنامه نویسی ژنتیکی (GP)(20) و بهینه ساز مبتنی بر بیوژئوگرافی (BBO)(21) می باشند. به عنوان مثال، الگوریتم BBO اولین بار توسط سیمون در 2008 (21) پیشنهاد شد. ایده اصلی این الگوریتم الهام گرفته از بیوژئوگرافی (جغرافیای زیستی) است که اشاره به مطالعه موجودات زنده از حیث توزیع جغرافیایی (در زمان و مکان) دارد. این مطالعات موردی می توانند در مقیاس مکانی جزایر، خشکی ها یا حتی قاره های مختلف و در مقیاس های زمانی چندین دهه، قرن یا هزاره باشند. در این زمینه مطالعاتی، اکوسیستم های مختلف (زیستگاه ها یا قلمرو ها)، برای یافتن روابط بین گونه های مختلف (زیستگاه ها) از حیث مهاجرت به داخل، مهاجرت به خارج و جهش مورد مطالعه قرار می گیرند. تکامل اکوسیستم ها (با در نظر گرفتن انواع مختلف گونه ها نظیر شکارچی و شکار) در خصوص مهاجرت و موتاسیون برای رسیدن به یک وضعیت ثبات، الهام بخش اصلی الگوریتم BBO بود. دومین شاخه اصلی از الگوریتم های فرا ابتکاری، روش های مبتنی بر فیزیک می باشند. این الگوریتم های بهینه سازی معمولاً از قوانین فیزیکی تبعیت می کنند. برخی از محبوب ترین الگوریتم ها، جست و جوی محلی گرانشی (GLSA)(22)، بیگ بنگ- بیگ کرانچ (BBBC)، الگوریتم جست و جوی گرانشی (GFO)(26) بهینه سازی واکنش شیمیایی مصنوعی (ACROA)(27)، الگوریتم سیاه چاله (BH)(28)، الگوریتم بهینه سازی ری (کرم شبتاب) (29)، الگوریتم بهینه سازی دنیای کوچک (SWOA)(30)، الگوریتم جست و جوی مبتنی بر کهشکان (GBSA)(31)، الگوریتم بهینه سازی فضای منحنی (COS)(32) می باشند. تفاوت مکانیسم این الگوریتم ها از الگوریتم های تکاملی در این است که مجموعه ای تصادفی از عوامل جست و جو در سرتاسر فضای جست و جو بر اساس قوانین فیزیکی با هم ارتباط برقرار کرده و حرکت می کنند. برای مثال این حرکت با استفاده از نیروی جاذبه، اشعه پرانی، نیروی الکترومغناطیسی، نیروی اینرسی، وزن و از این قبیل موارد صورت می گیرد. برای مثال الگوریتم BBBC از تئوری های بیگ بنگ و بیگ کرانچ الهام گرفته است. عوامل جست و جوی BBBC از یک نقطه در جهات تصادفی در

یک فضای جست و جو بر اساس اصول تئوری بیگ بنگ پراکنده می شوند. آن ها به طور تصادفی جست و جو کرده و سپس در یک نقطه نهایی ( بهترین نقطه حاصل شده تا کنون) بر اساس اصول تئوری بیگ بنگ گرد هم می آیند. GSA یک الگوریتم مبتنی بر فیزیک دیگر است. تئوری فیزیکی پایه که GSA از آن الهام گرفته است، قانون جاذبه زمین نیوتون است. الگوریتم GSA جست و جو را با استفاده از مجموعه ای از عوامل که جرم متناسب با مقدار تابع تناسب دارند انجام می دهد.

در طی تکرار، جرم ها توسط نیروهای گرانشی بین آن ها جذب هم می شوند. هر چه جرم بیشتر باشد، نیروی جاذبه بزرگ تر خواهد بود. از این روی، سنگین ترین جرم که احتمالا نزدیک به نقطه بهینه جهانی است، جرم های دیگر را متناسب با فواصل خود جذب می کند. سومین زیر دسته از الگوریتم های فرا ابتکاری، روش های SI است. این الگوریتم ها عمدتاً از رفتار اجتماعی دسته های حشرات، گله های حیوانات، دسته های پرندگان یا گله هایی از مخلوقات در طبیعت تبعیت می کنند. این مکانیسم تقریباً مشابه با الگوریتم مبتنی بر فیزیک است با این حال عوامل جست و جو با استفاده از هوش اجتماعی و جمعی شبیه سازی شده مخلوقات حرکت می کنند. محبوب ترین روش SI، PSO می باشد. الگوریتم PSO توسط کندی و ابرهارت (3) پیشنهاد شده و از رفتار اجتماعی دسته های پرندگان الهام گرفته است. الگوریتم PSO از ذرات مختلفی که به دنبال موقعیت بهترین ذره و بهترین موقعیت بدست آمده تا کنون می باشند استفاده می کند. به عبارت دیگر، یک ذره با در نظر گرفتن بهترین راه حل خود علاوه بر بهترین راه حل بدست آمده توسط دسته حرکت می کند. دیگر الگوریتم محبوب SI، ACO می باشد که توسط دوریگو همکاران در 2006 (2) ارائه شده است. این الگوریتم از رفتار اجتماعی مورچه ها در کلنی مورچه الهام گرفته است. در حقیقت، هوش اجتماعی مورچه ها در یافتن کوتاه ترین مسیر بین لانه و منبع غذا، الهام بخش اصلی ACO است. یک ماتریکس فرومون در یک طول دوره تکرار با راه حل های کاندید تکامل حاصل کرده است. ABC دیگر الگوریتم محبوب است که از رفتار جمعی زنبور ها در یافتن منابع غذایی پیروی می کند. سه نوع زنبور در ABS وجود دارد: زنبور های پیشرو، جست و جو گر و مستخدم. زنبور های پیشرو مسئول کشف فضای جست و جو می باشند در حالی که زنبور های جست و جو گر و مستخدم از راه حل های مفید پیدا شده توسط زنبور های پیشرو استفاده می کنند. در نهایت، الگوریتم الهام گرفته از خفاش BA، که الهام گرفته از رفتار انعکاس صدای خفاش ها است، اخیراً ارائه شده است (33). در طبیعت انواع بسیاری از خفاش

ها وجود دارند. این خفاش ها از نظر اندازه و وزن متفاوت هستند با این حال همگی رفتار حرکتی و شکار کاملا مشابهی دارند. خفاش ها برای انجام این کار از امواج صوتی طبیعی استفاده می کنند. دو خصوصیت اصلی خفاش هنگام یافن شکار در طراحی الگوریتم BA به کار گرفته شده است. خفاش ها هنگام تعقیب شکار خود بلندی صدای را کاهش داده و سرعت صدای فراصوت ساطع شده را افزایش می دهند. این رفتار از نظر ریاضی برای الگوریتم BA مدل سازی شده است. بقیه روش های SI پیشنهاد شده تا کنون به شرح زیر هستند:

- الگوریتم بهینه سازی جفت گیری در زنبور عسل (MBO) در 2001(34)
- الگوریتم ازدحام ماهی مصنوعی (AFSA) در 2003 (35)
- الگوریتم موربانه در 2005(36)
- الگوریتم ازدحام زنبور در 2007(37)
- جست و جوی میمون در 2007(38)
- الگوریتم جمع اوری گرده زنبور عسل (BCPA) در 2008(39)
- الگوریتم جست و جوی فاخته (CS) در 2009 (40)
- الگوریتم بهینه سازی جفت دلفین (DPO) در 2009(41)
- الگوریتم کرم شبتاب (FA) در 2010(42)
- بهینه ساز جفت گیری پرندگان (BMO) در 2012(43)
- گله کرپل (KH) در 2012(44)
- الگوریتم بهینه سازی مگس میوه (FOA) در 2012(45)

این فهرست نشان می دهد که تعداد بسیار زیادی از فنون SI تا کنون پیشنهاد شده است که بسیاری از آن ها از رفتار های شکار و جست و جو الهام گرفته اند. با این حال بر اساس میزان اطلاعات ما، هیچ روش SI در منابع و مطالعات بررسی شده، از سلسله مراتب رهبری گرگ های خاکستری که به خاطر رفتار شکار جمعی خود معروف هستند تبعیت نمی کند. این مسئله موجب شد تا ما به مدل سازی ریاضی رفتار اجتماعی گرگ های خاکستری پرداخته، یک الگوریتم SI جدید الهام گرفته شده از گرگ های خاکستری را ارائه کرده و قابلیت های آن را در حل مسائل واقعی و معیار بررسی کنیم.

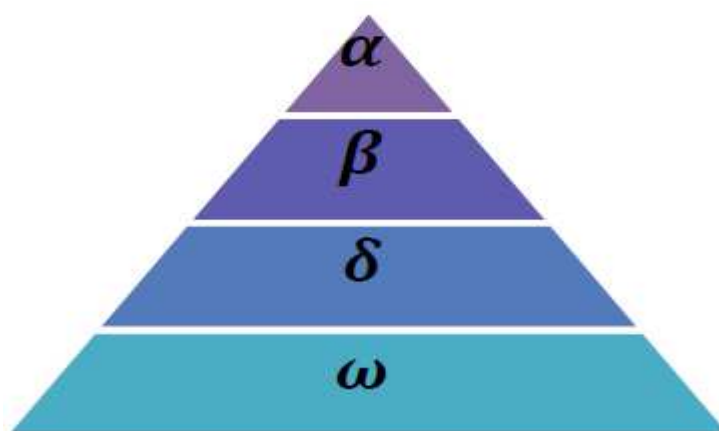


### 3- بهینه ساز گرگ خاکستری (GWO)

در این بخش، الهام بخش روش پیشنهادی در ابتدا بحث می شود. سپس مدل ریاضی ارائه می شود.

#### 3-1 الهام

گرگ خاکستری (*Canis lupus*) متعلق به خانواده *Canidae* است. گرگ های خاکستری شکارچیان در راس هرم غذایی می باشند به این معنی که آن ها در راس زنجیره غذایی می باشند. گرگ های خاکستری عمدتاً ترجیح می دهند تا به طور گروهی زندگی کنند. اندازه گروه به طور متوسط 5-12 است. یک نکته جالب این است که آن ها دارای یک سلسله مراتب غالب اجتماعی بسیار دقیق و منظمی می باشند که در شکل 1 نشان داده می شوند.



شکل 1. سلسله مراتب گرگ خاکستری (تسلط کاهش می یابد از بالا به پایین)

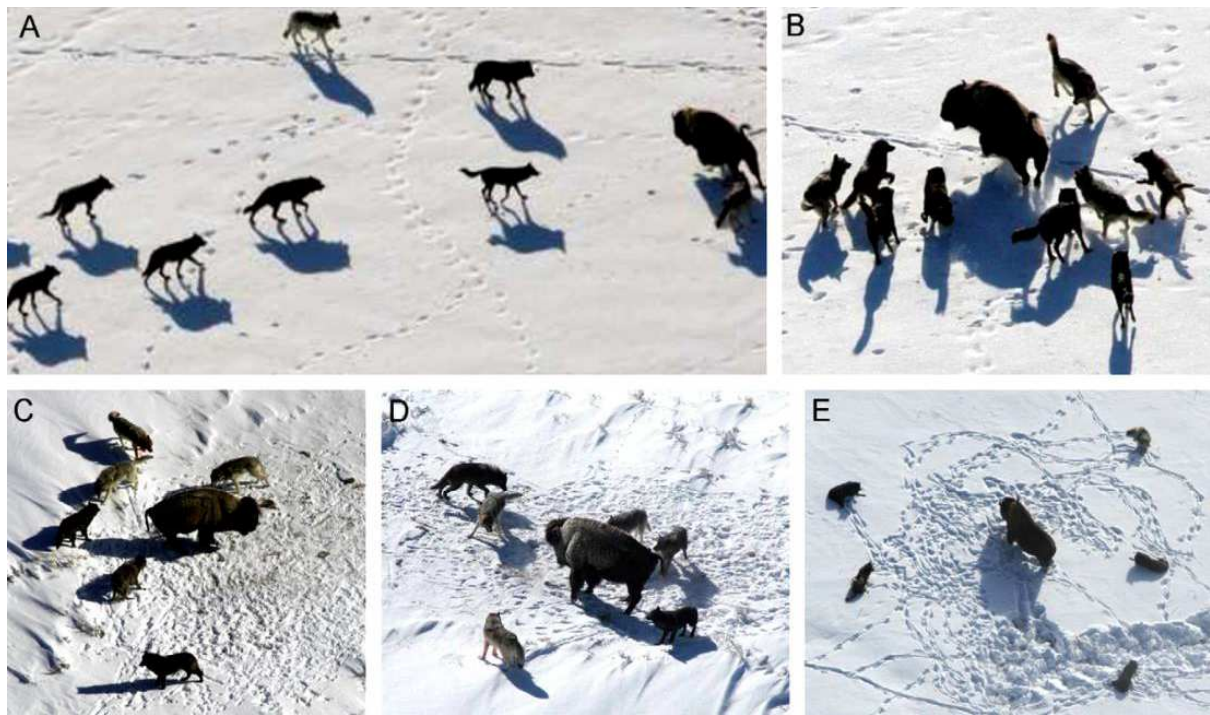
رهبران شامل یک ماده و یک نر می باشند که به آن ها آلفا می گویند. آلفا مسئول اصلی تصمیم گیری ها در مورد شکار، محل خواب، زمان بیدار شدن و از این قبیل موارد است. تصمیمات آلفا به گروه دیکته می شود. با این حال برخی از رفتارهای دموکراتیک نیز مشاهده شده است که در آن یک آلفا از سایر گرگ ها در گروه تبعیت می کند. در اجتماعات، کل گله با پایین نگه داشتن خود، آلفا را تایید و تصدیق می کنند. گرگ آلفا موسوم به گرگ غالب نیز است زیرا دستورات او باید توسط گروه اجرا شود (46). گرگ های آلفا تنها مجاز به جفت گیری در گله می باشند. نکته جالب این است که، آلفا لزوماً قوی ترین عضو گله نیست بلکه بهترین عضو از نظر مدیریت گله است. این نشان می دهد که سازمان و نظم گله مهم تر از قدرت آن است. دومین سطح در سلسله مراتب گرگ های خاکستری بتا است. بتا ها گرگ های زیر دستی هستند که به آلفا در تصمیم گیری یا سایر فعالیت های گله کمک می کنند. گرگ بتا می تواند نر یا ماده باشد و او بهترین جایگزین آلفا در صورت مرگ آلفا یا پیر شدن او می

باشد. گرگ بتا به گرگ آلفا احترام می گذارد با این حال به سایر گرگ های سطح پایین فرمان می دهد. گرگ بتا نقش یک مشاور را برای گرگ الفا و ناظم را برای گله دارد. بتا دستورات و فرمان های آلفا را در سرتاسر گله اجرا کرده و بازخورد ها را به آلفا می دهد. گرگ امگا، پایین ترین طبقه در سلسله مراتب گرگ خاکستری است. گرگ امگا نقش قربانی را ایفای کند. معمولاً، گرگ های امگا باید از همه گرگ های سطح بالا و غالب پیروی کنند. آن ها آخرین گرگ هایی هستند که اجازه غذا خوردن دارند. به نظر می رسد که امگا یک فرد مهم در گله نباشد، با این حال مشاهده شده است که در صورت از دست دادن امگا، کل گله درگیر جنگ داخلی و مشکلات می شوند. این خود روزنه ای برای بیرون ریختن خشونت و ناامیدی همه گرگ ها توسط امگا می باشد که به رضایت کل گله و حفظ ساختار غالبیت کمک می کند. در برخی از موارد، امگا در گله به عنوان پرستار بچه عمل می کند. در صورتی که گرگ یک آلفا یا امگا نباشد، به او زیر دست می گویند (یا در برخی منابع به آن دلتا می گویند). گرگ های دلتا باید تابع آلفا و بتا باشند با این حال آن ها بر امگا غالب هستند. گرگ های پیشرو، نگهبان، گرگ های پیر، شکارچیان و سرپرستان متعلق به این گروه می باشند. گرگ های پیشرو مسئول نظارت بر مرز های قلمرو و هشدار به گله در صورت احساس خطر می باشند. نگهبان ها حافظ و تضمین کننده ایمنی گله می باشند. گرگ های پیر یا ریش سفیدان گرگ های با تجربه ای می باشند که سابقاً آلفا یا بتا بوده اند. شکارچیان به آلفا ها و بتا ها هنگام شکار کمک کرده و برای گله غذا فراهم می کنند. در نهایت، سرپرستان مسئول نگه داری از گرگ های ضعیف، بیمار و زخمی می باشند.

علاوه بر سلسله مراتب اجتماعی گرگ ها، شکار گروهی دیگر رفتار اجتماعی جالب گرگ های خاکستری است. بر اساس گفته مایرو و همکاران(47)، مراحل اصلی شکار گرگ خاکستری به شکل زیر است:

- رد یابی، تعقیب و نزدیک شدن به شکار
- دنبال کردن، محاصره و خسته کردن شکار تا زمان توقف آن
- حمله به شکار

این مراحل در شکل 2 نشان داده شده اند.



شکل 2. رفتار شکار گرگ خاکستری: (A) تعقیب، نزدیک، و ردیابی طعمه (B-D) به دنبال، اذیت و آزار، و

محاصره (E) وضعیت ثابت و حمله [47]

در این مطالعه، این روش شکار و سلسله مراتب اجتماعی گرگ های خاکستری از نظر ریاضی به منظور طراحی GWO و انجام بهینه سازی مدل سازی می شود. در این زیر بخش مدل های ریاضی سلسله مراتب اجتماعی، ردیابی شکار، محاصره و حمله به آن بررسی می شود. سپس الگوریتم GWO تشریح می گردد.

### 3-2-1 سلسله مراتب اجتماعی

هنگام طراحی GWO، به منظور مدل سازی ریاضی سلسله مراتب اجتماعی گرگ ها، ما مناسب ترین راه حل را به صورت آلفا (a) در نظر می گیریم. متعاقباً، دومین و سومین راه مناسب به ترتیب بتا (b) و دلتا (d) نامیده می شوند. بقیه راه حل های کاندید به صورت امگا (X) فرض می شوند. در الگوریتم GWO، شکار (بهینه سازی) با کمک a-b-c صورت می گیرد. گرگ های X از این سه گرگ تبعیت می کنند.

### 3-2-2 محاصره شکار

همان طور که در بالا گفته شد، گرگ های خاکستری در هنگام شکار، دور شکار حلقه زده و او را محاصره می کنند. به منظور مدل سازی ریاضی رفتار محاصره، معادلات زیر پیشنهاد می شود:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (3.1)$$

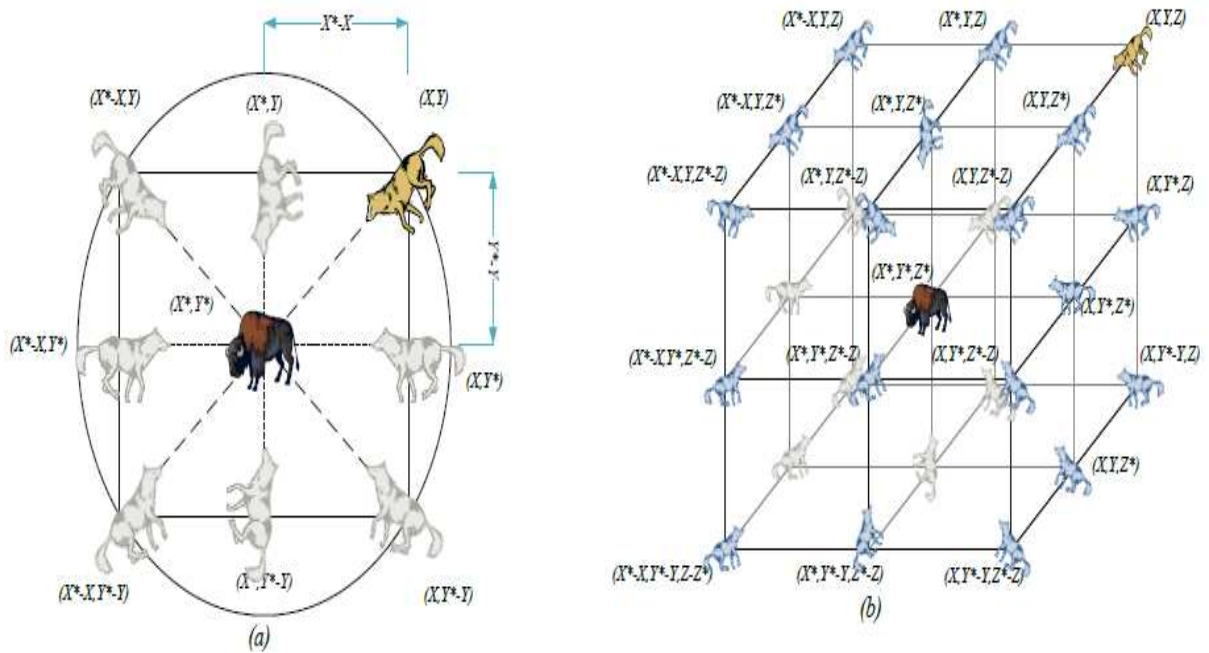
$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (3.2)$$

که t نشان دهنده تکرار فعلی، A و C بردارهای ضرایب می باشند، XP بردار موقعیت شکار و X بردار موقعیت گرگ خاکستری است.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3.3)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (3.4)$$

مولفه های a از 2 تا 0 در طول تکرارها به طور خطی کاهش می یابند و r1, r2 بردارهای تصادفی در {0,1} می باشند. برای مشاهده اثرات معادلات (3و1) و (3و2)، یک بردار موقعیت دو بعدی و برخی از همسایه های احتمالی در شکل 3 الف نشان داده شده اند. همان طور که در این شکل دیده می شود، گرگ خاکستری در موقعیت (X, Y) قادر به به روز سازی موقعیت خود بر اساس موقعیت شکار (X\_, Y\_) می باشد. نقاط مختلف حول بهترین عامل با توجه به موقعیت فعلی با تعدیل مقدار بردارهای A و C حاصل می شوند. برای مثال، (X\_، Y\_) را می توان با تنظیم موقعیت احتمالی به روز رسانی شده گرگ خاکستری در فضای سه بعدی بدست آورد که در شکل 3 ب نشان داده شده است. توجه داشته باشید که بردارهای r1 و r2 به گرگ ها امکان رسیدن به موقعیت بین نقاط نشان داده شده در شکل 3 را می دهد. از این روی گرگ خاکستری قادر به به روز رسانی موقعیت خود درون فضای حول شکار در هر موقعیت تصادفی با استفاده از معادلات (3-1) و (3-2) است.



شکل 3. D2 و D3 بردار موقعیت و مکان بعدی خود را ممکن است

همین مفهوم را می توان به یک فضای جست و جو با  $n$  بعد گسترش داد و گرگ های خاکستری در نرده مکعب ها ( یا ابرکره ها ) حول بهترین راه حل بدست آمده تا کنون حرکت می کنند.

### 3-2-3 شکار

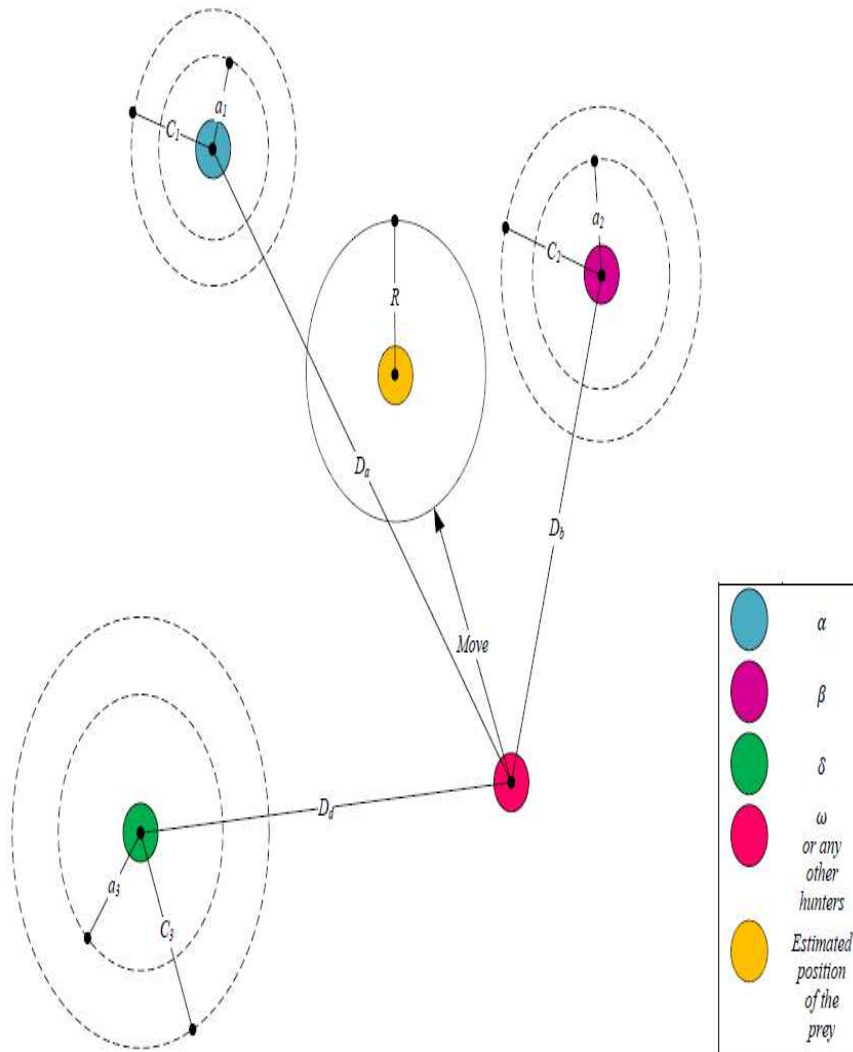
گرگ های خاکستری توانایی تشخیص موقعیت شکار و محاصره آن ها را دارند. شکار معمولاً تحت رهبری و راهنمایی گرگ آلفا صورت می گیرد. بتا و دلتا هم چنین به طور گهگاه در شکار مشارکت می کنند. با این حال، در یک فضای جست و جوی انتزاعی، ما ایده ای در مورد موقعیت بهینه (شکار) نداریم. به منظور شبیه سازی ریاضی رفتار شکار گرگ های خاکستری، فرض ما بر این است که آلفا (بهترین راه حل کاندید) بتا، و دلتا در مورد موقعیت بالقوه شکار دانش بهتری دارند. از این روی، ما سه راه حل اول (بهترین راه حل ها) بدست آمده تا کنون را ذخیره کرده و سایر عوامل جست و جو (از جمله امگا) را مجبور به روز رسانی موقعیت شان بر اساس موقعیت بهترین عوامل جست و جو می کنیم. فرمول های زیر در این رابطه پیشنهاد می شوند.

$$\vec{D}_\alpha = |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha - \vec{X}|, \vec{D}_\beta = |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta - \vec{X}|, \vec{D}_\delta = |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta - \vec{X}| \quad (3.5)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 \cdot (\vec{D}_\alpha), \vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 \cdot (\vec{D}_\beta), \vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 \cdot (\vec{D}_\delta) \quad (3.6)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (3.7)$$

شکل 4 شیوه به روز رسانی موقعیت عامل جست و جو را بر اساس آلفا، بتا و دلتا در موقعیت جست و جوی دو بعدی نشان می دهد. می توان مشاهده کرد که موقعیت نهایی در یک نقطه تصادفی درون یک دایره که توسط موقعیت های آلفا، بتا و دلتا در فضای جست و جو تعریف می شود قرار دارد. به عبارت دیگر، بتا آلفا و دلتا موقعیت شکار را تخمین می زنند و گرگ های دیگر، موقعیت خود را به طور تصادفی حول شکار به روز رسانی می کنند.

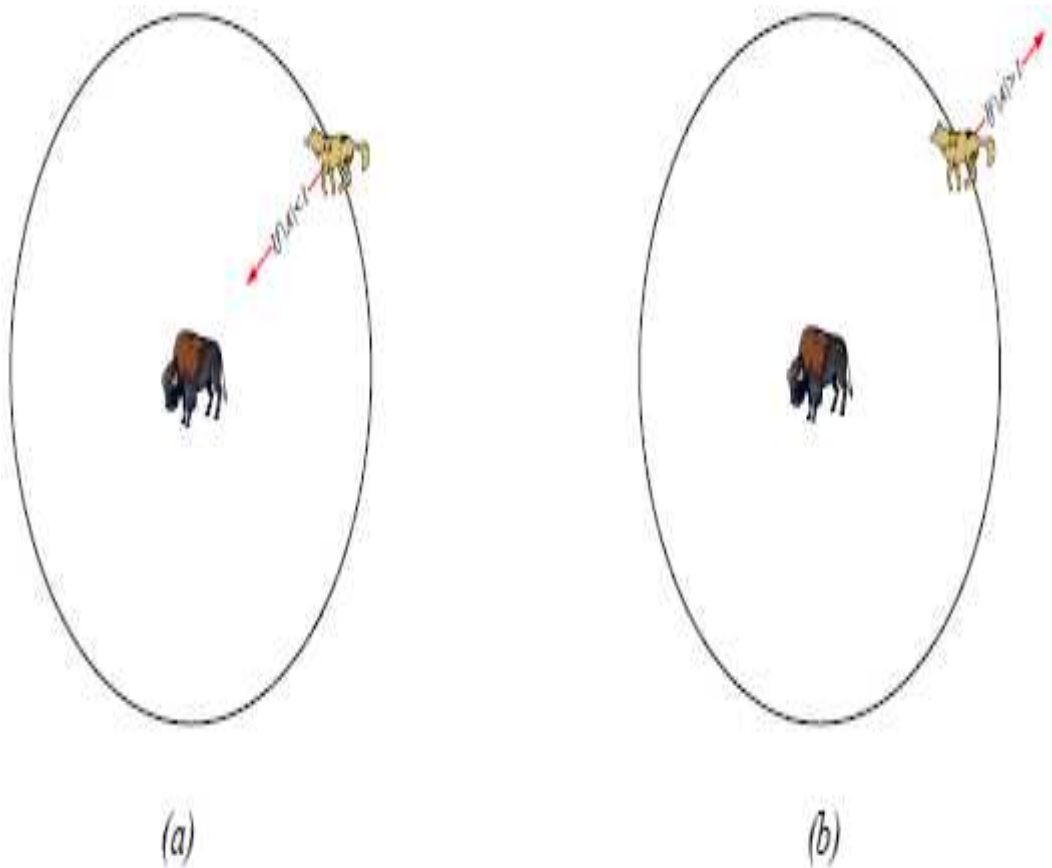


شکل 4. موقعیت به روز رسانی در GWO

### 3-2-4 حمله به شکار ( بهره برداری)

همان طور که در بالا گفته شد، گرگ های خاکستری، هنگام از حرکت افتادن و توقف شکار، به آن حمله کرده و فرایند شکار را به پایان می رسانند. به منظور مدل سازی ریاضی نزدیک شدن به شکار ما مقدار  $a$  را کاهش می دهیم. توجه کنید که دامنه نوسانی  $A$  توسط  $a$  کاهش می یابد. به عبارت دیگر  $A$  مقدار تصادفی در بازه  $[-2a, 2a]$  است که در آن  $a$  در طول چندین تکرار از 2 تا 0 کاهش می یابد. وقتی مقادیر تصادفی  $A$  در  $[-1, 1]$

قرار دارد، موقعیت بعدی عامل جست و جو را می توان در هر نقطه بین موقعیت فعلی و موقعیت شکار مشاهده کرد. شکل 5 الف نشان می دهد که  $|A| < 1$  گرگ ها را ملزم به حمله به شکار می کند.



شکل 5. حمله به طعمه در مقابل جستجو برای طعمه

با اپراتورهای پیشنهادی تا کنون، الگوریتم GWO به عوامل جست و جوی خود امکان به روز رسانی موقعیت خود را بر اساس موقعیت الف، بتا و دلتا و حمله به شکار می دهد. با این حال، الگوریتم GWO مستعد رکود در راه حل های محلی با این اپراتور ها می باشد. این مسئله درست است که مکانیسم محاصره پیشنهادی تا حدودی نشان دهنده اکتشاف است با این حال GWO برای تاکید بر اکتشاف بر اپراتور ها یا عملگر های بیشتری نیاز دارد.

### 3-2-5 جست و جوی شکار (اکتشاف)

گرگ های خاکستری عمدتاً بر اساس موقعیت الف، بتا و دلتا جست و جو می کنند. آن ها برای جست و جوی شکار از هم جدا شده و برای حمله به شکار به هم نزدیک می شوند. به منظور مدل سازی ریاضی واگرایی و جدایش آن ها، ما از  $A \sim$  با مقادیر تصادفی بزرگ تر از 1 یا کم تر از -1 برای ملزم کردن جدا شدن عامل جست

و جو از شکار استفاده می کنیم. این بر اکتشاف تاکید داشته و به الگوریتم GWO امکان جست و جوی جهانی را می دهد.

شکل 5(ب) هم چنین نشان می دهد که  $|A| > 1$  گرگ های خاکستری را ملزم به جدا شدن از شکار به امید یافتن شکار بهتر می کند. دیگر مولفه GWO که نشان دهنده اکتشاف است، C می باشد. همان طور که در شکل (3-4) می توان دید، بردار  $\sim C$  حاوی مقادیر تصادفی در  $[0, 2]$  است. این مولفه، اوزان تصادفی را برای شکار به منظور تاکید آماری ( $C > 1$ ) یا عدم تاکید ( $C < 1$ ) بر اثر شکار در تعریف فاصله در معادله (3-1) در اختیار می گذارد. این به GWO برای نشان دادن یک رفتار تصادفی تر در سرتاسر بهینه سازی، اکتشاف و اجتناب از نقطه بهینه محلی کمک می کند. لازم به ذکر است که C بر خلاف A به طور خطی کاهش نمی یابد. ما عمداً C را ملزم به ارایه مقادیر تصادفی در همه زمان ها برای تاکید بر اکتشاف نه تنها در طی تکرار های اولیه بلکه در طول تکرار های نهایی می کنیم. این مولفه در رابطه با رکود نقاط بهینه محلی به خصوص در تکرار های نهایی بسیار مفید است. بردار C را می توان به صورت اثر موانع برای رسیدن به شکار در طبیعت در نظر گرفت. به طور کلی، موانع در طبیعت در مسیر های شکار گرگ ها ظاهر می شوند و در حقیقت از نزدیک شدن سریع و راحت به شکار جلوگیری می کنند. این دقیقاً همان کاری است که بردار C انجام می دهد. بسته به موقعیت گرگ، بردار C یک وزن را به شکار داده و دسترسی گرگ ها را به شکار سخت تر و سخت می کند یا برعکس.

به طور خلاصه فرایندهای جست و جو با ایجاد یک جمعیت تصادفی از گرگ های خاکستری ( راه حل های کاندید) در الگوریتم GWO آغاز می شود. در طول چندین تکرار، گرگ های آلفا، بتا و دلتا، موقعیت احتمالی شکار را برآورد می کنند. هر راه حل کاندید، فاصله خود را از شکار به روز رسانی می کند. پارامتر a از 2 به 0 به ترتیب برای تاکید بر اکتشاف و بهره برداری کاهش می یابد. وقتی که  $|A| > 1$  است راه حل های کاندید تمایل به دور شدن از شکار و وقتی که  $|A| < 1$  است راه حل های کاندید تمایل به نزدیک شدن به شکار را دارند. در نهایت، الگوریتم GWO با برآورده شدن یک معیار نهایی خاتمه می یابد. شبه کد الگوریتم GWO در شکل 6 نشان داده شده است. برای مشاهده چگونگی حل مسائل بهینه سازی توسط GWO به شکل نظری، برخی از نکات را می توان مطرح کرد:



- سلسله مراتب اجتماعی پیشنهادی به GWO در ذخیره بهترین راه حل های بدست آمده تا کنون در طول روند تکرار کمک می کند
  - مکانیسم محاصره پیشنهادی، یک حدود دایره ای شکل را حول راه حل هایی که می توانند به ابعاد بالاتر به صورت یک ابر کره گسترش یابند تعریف می کند
  - پارامترهای تصادفی A و C به راه حل های کاندید برای داشتن ابر کره های با شعاع های تصادفی مختلف کمک می کند
  - روش شکار پیشنهادی به راه حل های کاندید امکان تعیین موقعیت احتمالی شکار را می دهد
  - اکتشاف و بهره برداری با مقادیر تطبیقی a و A تضمین می شود
  - مقادیر تطبیقی A و a به GWO امکان تغییر آرام را بین اکتشاف و بهره برداری می دهد.
  - با کاهش A، نیمی از تکرارها به اکتشاف ( $|A| > 1$ ) و نیمی دیگر به بهره برداری ( $|A| < 1$ ) تخصیص داده می شوند.
  - GWO تنها دارای دو پارامتر اصلی است که باید تعدیل شوند ( $a$  و C).
- امکان تلفیق جهش و سایر عملگرهای تکاملی برای تقلید از چرخه های حیات گرگ های خاکستری وجود دارد. با این حال، ما سعی کردیم تا الگوریتم GWO را با کم ترین تعداد عملگر، تا حد امکان ساده نگه داریم. این مکانیسم ها برای کار آینده توصیه می شوند.

#### 4- نتایج و بحث

در این بخش، الگوریتم GWO بر روی 29 تابع الگو، الگوبرداری می شود. 23 تابع الگوی اولیه، توابع کلاسیک مورد استفاده توسط بسیاری از محققان می باشند (16، 48، 51-82). علی رغم سادگی و سهولت، ما این توابع آزمون را برای مقایسه نتایج خود با نتایج حاصل از الگوریتم های فرا ابتکاری فعلی انتخاب کرده ایم. این توابع معیار در جداول 1 تا 3 نشان داده شده اند که در آن ها Dim نشان دهنده بعد تابع، Range نشان دهنده مرز فضای جست و جوی تابع و  $f_{min}$ ، نقطه بهینه است. دیگر بسترهای آزمون انتخاب شده، شامل شش تابع معیار ترکیبی از جلسه ویژه CEC 2005 (52) است. این توابع معیار، انواع توابع کلاسیک تغییر یافته، چرخش یافته، توسعه یافته و ترکیب شده می باشند که در میان توابع الگوی فعلی دارای بیشترین پیچیدگی می باشند (53).

جدول 4 فهرستی از توابع آزمون CEC 2005 را نشان می دهد که در آن Dim نشان دهنده ابعاد تابع، Range مرز فضای جست و جوی تابع و fmin نقطه بهینه است. شکل 7-10 نسخه های دو بعدی از توابع الگوی مورد استفاده را نشان می دهد. به طور کلی، توابع معیار مورد استفاده توابع کمینه سازی بوده و می توانند به چهار گروه تقسیم بندی شوند: توابع تک مدی، چند مدی، چند مدی با ابعاد ثابت و ترکیبی. توجه داشته باشید که توصیفات دقیق از توابع الگوی ترکیبی در گزارش فنی CEC 2005 موجود می باشند(52).

جدول 1. توابع معیار تک مدی

Function	Dim	Range	f <sub>min</sub>
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	[-100,100]	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n  x_i  + \prod_{i=1}^n  x_i $	30	[-10,10]	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	[-100,100]	0
$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	[-100,100]	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	[-30,30]	0
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n ((x_i + 0.5)^2)$	30	[-100,100]	0
$f_7(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0,1]$	30	[-1.28,1.28]	0

جدول 2. توابع معیار ملتمدل

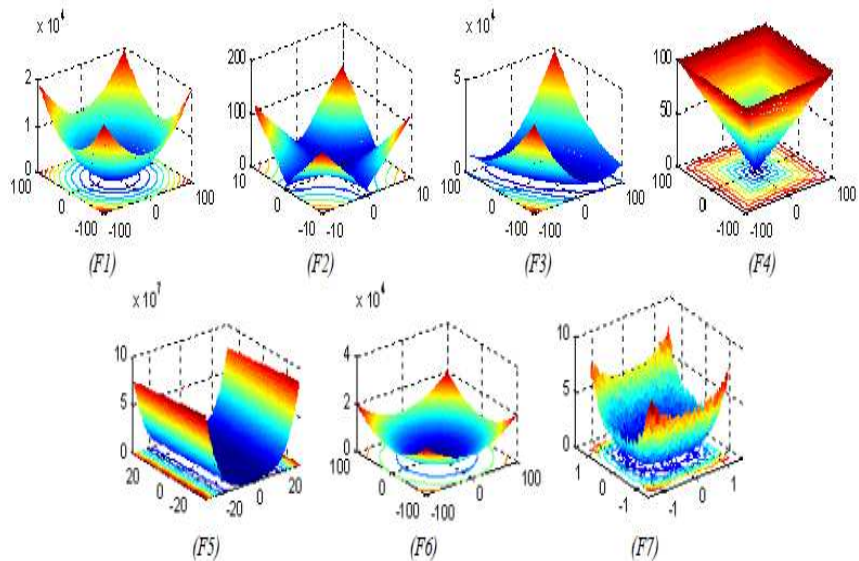
Function	Dim	Range	f <sub>min</sub>
$F_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	[-500,500]	-418.9829x5
$F_9(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	[-5.12,5.12]	0
$F_{10}(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	[-32,32]	0
$F_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	[-600,600]	0
$F_{12}(x) = \frac{\pi}{n} \{10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}$	30	[-50,50]	0
$u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$			0
$F_{13}(x) = 0.1 \{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	30	[-50,50]	0
$F_{14}(x) = -\sum_{i=1}^n \sin(x_i) \cdot \left(\sin\left(\frac{ix_i^2}{\pi}\right)\right)^{2m}, \quad m = 10$	30	[0,π]	-4.687
$F_{15}(x) = \left[ e^{-\sum_{i=1}^n (x_i/\beta)^{2m}} - 2e^{-\sum_{i=1}^n x_i^2} \right] \cdot \prod_{i=1}^n \cos^2 x_i, \quad m = 5$	30	[-20,20]	-1
$F_{16}(x) = \left( \sum_{i=1}^n \sin^2(x_i) - \exp\left(-\sum_{i=1}^n x_i^2\right) \right) \cdot \exp\left[-\sum_{i=1}^n \sin^2 \sqrt{ x_i }\right]$	30	[-10,10]	-1

جدول 3. ثابت بعدی توابع معیار ملتمدل

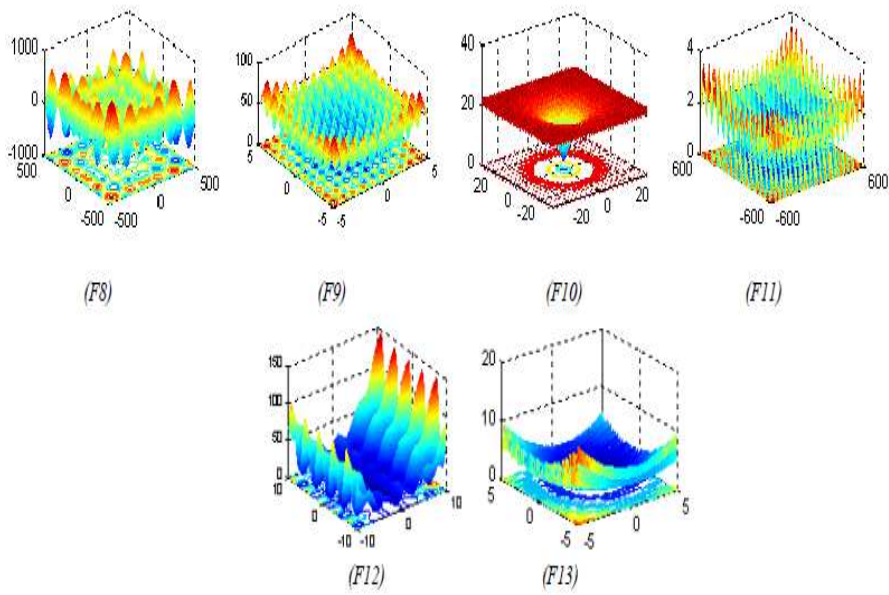
Function	Dim	Range	$f_{\min}$
$F_{14}(x) = \left( \frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^j (x_i - a_{ij})^6} \right)^{-1}$	2	[-65,65]	1
$F_{15}(x) = \sum_{i=1}^{11} \left[ a_i - \frac{x_i(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4} \right]^2$	4	[-5,5]	0.00030
$F_{16}(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	[-5,5]	-1.0316
$F_{17}(x) = \left( x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2}x_1^2 + \frac{5}{\pi}x_1 - 6 \right)^2 + 10 \left( 1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos x_1 + 10$	2	[-5,5]	0.398
$F_{18}(x) = [1 + (x_1 + x_2 + 1)^2(19 - 14x_1 + 3x_1^2 - 14x_2 + 6x_1x_2 + 3x_2^2)] \times [30 + (2x_1 - 3x_2)^2 \times (18 - 32x_1 + 12x_1^2 + 48x_2 - 36x_1x_2 + 27x_2^2)]$	2	[-2,2]	3
$F_{19}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp \left( -\sum_{j=1}^3 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2 \right)$	3	[1,3]	-3.86
$F_{20}(x) = -\sum_{i=1}^4 c_i \exp \left( -\sum_{j=1}^6 a_{ij} (x_j - p_{ij})^2 \right)$	6	[0,1]	-3.32
$F_{21}(x) = -\sum_{i=1}^5 [(X - a_i)(X - a_i)^7 + c_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10.1532
$F_{22}(x) = -\sum_{i=1}^7 [(Y - a_i)(X - a_i)^7 + c_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10.4028
$F_{23}(x) = -\sum_{i=1}^{10} [(X - a_i)(X - a_i)^7 + c_i]^{-1}$	4	[0,10]	-10.5363

جدول 4. توابع معیار کامپوزیت

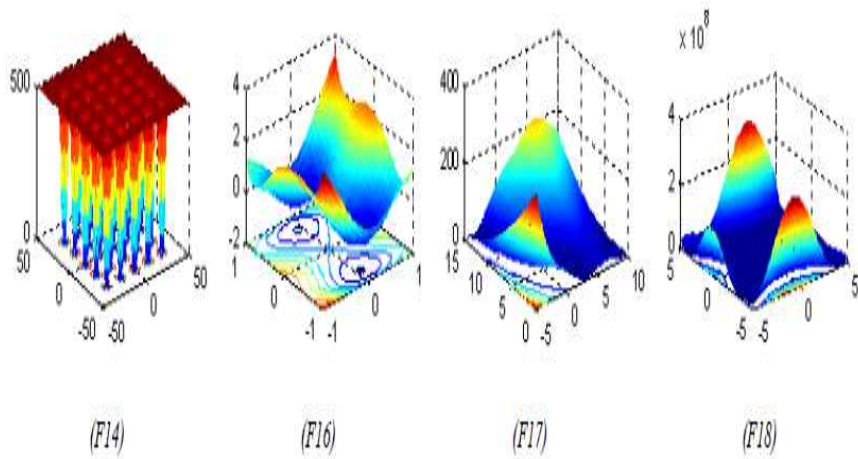
Function	Dim	Range	$f_{\min}$
$F_{24}(CF1)$ : $f_1, f_2, f_3, \dots, f_{10}$ = Sphere Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [5/100, 5/100, 5/100, \dots, 5/100]$	10	[-5,5]	0
$F_{25}(CF2)$ : $f_1, f_2, f_3, \dots, f_{10}$ = Griewank's Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [5/100, 5/100, 5/100, \dots, 5/100]$	10	[-5,5]	0
$F_{26}(CF3)$ : $f_1, f_2, f_3, \dots, f_{10}$ = Griewank's Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$	10	[-5,5]	0
$F_{27}(CF4)$ : $f_1, f_2$ = Ackley's Function $f_3, f_4$ = Rastrigin's Function $f_5, f_6$ = Weierstrass Function $f_7, f_8$ = Griewank's Function $f_9, f_{10}$ = Sphere Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [5/32, 5/32, 1, 1, 5/0.5, 5/0.5, 5/100, 5/100, 5/100, 5/100]$	10	[-5,5]	0
$F_{28}(CF5)$ : $f_1, f_2$ = Rastrigin's Function $f_3, f_4$ = Weierstrass Function $f_5, f_6$ = Griewank's Function $f_7, f_8$ = Ackley's Function $f_9, f_{10}$ = Sphere Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [1, 1, 1, \dots, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [1/5, 1/5, 5/0.5, 5/0.5, 5/100, 5/100, 5/32, 5/32, 5/100, 5/100]$	10	[-5,5]	0
$f_{29}(CF6)$ : $f_1, f_2$ = Rastrigin's Function $f_3, f_4$ = Weierstrass Function $f_5, f_6$ = Griewank's Function $f_7, f_8$ = Ackley's Function $f_9, f_{10}$ = Sphere Function $[\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{10}] = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1]$ $[\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_{10}] = [0.1 * 1/5, 0.2 * 1/5, 0.3 * 5/0.5, 0.4 * 5/0.5, 0.5 * 5/100, 0.6 * 5/100, 0.7 * 5/32, 0.8 * 5/32, 0.9 * 5/100, 1 * 5/100]$	10	[-5,5]	0



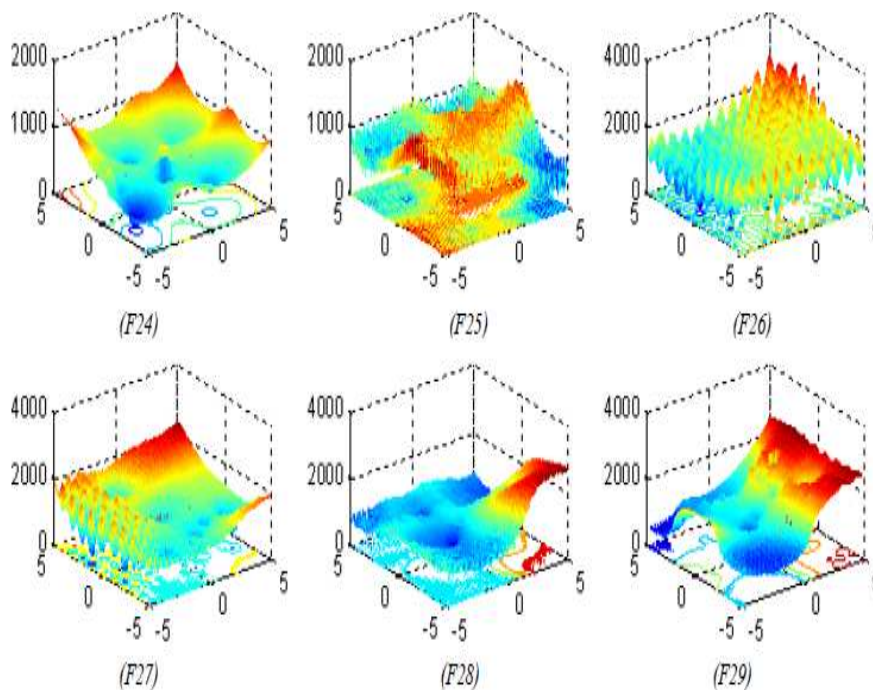
شکل 7. نسخه D-2 از توابع معیار تک مدی



شکل 8. نسخه D-2 از توابع معیار ملتمدل



شکل 9. نسخه D-2 از توابع معیار ملتمدل ثابت بعد



شکل 10. نسخه D-2 از توابع معیار کامپوزیت

الگوریتم 30 GWO بار بر روی هر تابع الگو اجرا شد. نتایج آماری ( میانگین و انحراف معیار) در جداول 5-18 گزارش شده است. برای صحت سنجی و تایید نتایج، الگوریتم GWO با PSO (3) به عنوان روش مبتنی بر SI و GSA (24) به عنوان الگوریتم مبتنی بر فیزیک مقایسه می شود. به علاوه، الگوریتم GWO با سه الگوریتم های تکاملی مقایسه می شود: DE (15)، برنامه نویسی تکاملی سریع (FEP) (16) و راهبرد تکامل با تطبیق ماتریکس کواریانس (CMA-ES) (18).

جدول 5. نتایج از توابع معیار تک مدی

F	GWO		PSO		GSA		DE		FEP	
	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std
F1	6.59E-28	6.34E-05	0.000136	0.000202	2.53E-16	9.67E-17	8.2E-14	5.9E-14	0.00057	0.00013
F2	7.18E-17	0.029014	0.042144	0.045421	0.055655	0.194074	1.5E-09	9.9E-10	0.0081	0.00077
F3	3.29E-06	79.14958	70.12562	22.11924	896.5347	318.9559	6.8E-11	7.4E-11	0.016	0.014
F4	5.61E-07	1.315088	1.086481	0.317039	7.35487	1.741452	0	0	0.3	0.5
F5	26.81258	69.90499	96.71832	60.11559	67.54309	62.22534	0	0	5.06	5.87
F6	0.816579	0.000126	0.000102	8.28E-05	2.5E-16	1.74E-16	0	0	0	0
F7	0.002213	0.100286	0.122854	0.044957	0.089441	0.04339	0.00463	0.0012	0.1415	0.3522

جدول 6. نتایج از توابع معیار ملتمدل

F	GWO		PSO		GSA		DE		FEP	
	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std
F8	-6123.1	-4087.44	-4841.29	1152.814	-2821.07	493.0375	-11080.1	574.7	-12554.5	52.6
F9	0.310521	47.35612	46.70423	11.62938	25.96841	7.470068	69.2	38.8	0.046	0.012
F10	1.06E-13	0.077835	0.276015	0.50901	0.062087	0.23628	9.7E-08	4.2E-08	0.018	0.0021
F11	0.004485	0.006659	0.009215	0.007724	27.70154	5.040343	0	0	0.016	0.022
F12	0.053438	0.020734	0.006917	0.026301	1.799617	0.95114	7.9E-15	8E-15	9.2E-06	3.6E-06
F13	0.654464	0.004474	0.006675	0.008907	8.899084	7.126241	5.1E-14	4.8E-14	0.00016	0.000073

جدول 7. نتایج ثابت ابعاد توابع معیار ملتمدل

F	GWO		PSO		GSA		DE		FEP	
	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std
F14	4.042493	4.252799	3.627168	2.560828	5.859838	3.831299	0.998004	3.3E-16	1.22	0.56
F15	0.000337	0.000625	0.000577	0.000222	0.003673	0.001647	4.5E-14	0.00033	0.0005	0.00032
F16	-1.03163	-1.03163	-1.03163	6.25E-16	-1.03163	4.88E-16	-1.03163	3.1E-13	-1.03	4.9E-07
F17	0.397889	0.397887	0.397887	0	0.397887	0	0.397887	9.9E-09	0.398	1.5E-07
F18	3.000028	3	3	1.33E-15	3	4.17E-15	3	2E-15	3.02	0.11
F19	-3.86263	-3.86278	-3.86278	2.58E-15	-3.86278	2.29E-15	N/A	N/A	-3.86	0.000014
F20	-3.28654	-3.25056	-3.26634	0.060516	-3.31778	0.023081	N/A	N/A	-3.27	0.059
F21	-10.1514	-9.14015	-6.8651	3.019644	-5.95512	3.737079	-10.1532	0.0000025	-5.52	1.59
F22	-10.4015	-8.58441	-8.45653	3.087094	-9.68447	2.014088	-10.4029	3.9E-07	-5.53	2.12
F23	-10.5343	-8.55899	-9.95291	1.782786	-10.5364	2.6E-15	-10.5364	1.9E-07	-6.57	3.14

جدول 8. نتایج از توابع معیار کامپوزیت

F	GWO		PSO		GSA		DE		CMA-ES	
	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std	ave	std
F24	43.83544	69.86146	100	81.65	6.63E-17	2.78E-17	6.75E-02	1.11E-01	100	188.56
F25	91.80086	95.5518	155.91	13.176	200.6202	67.72087	28.759	8.6277	161.99	151
F26	61.43776	68.68816	172.03	32.769	180	91.89366	144.41	19.401	214.06	74.181
F27	123.1235	163.9937	314.3	20.066	170	82.32726	324.86	14.784	616.4	671.92
F28	102.1429	81.25536	83.45	101.11	200	47.14045	10.789	2.604	358.3	168.26
F29	43.14261	84.48573	861.42	125.81	142.0906	88.87141	490.94	39.461	900.26	8.32E-02

1-4 تحلیل بهره برداری

بر اساس نتایج جدول 5، GWO قادر به ارائه نتایج بسیار رقابتی است. این الگوریتم در F1, F2, F7 از همه الگوریتم‌های دیگر برتر است. می‌توان گفت که توابع تک مدی برای بهره‌برداری الگوبرداری مناسب می‌باشند. از این روی، این نتایج نشان‌دهنده عملکرد برتر GWO از حیث بهره‌برداری از نقطه بهینه است. این ناشی از اپراتورهای بهره‌برداری پیشنهادی که قبلاً بحث شدند می‌باشد.

#### 2-4 تحلیل اکتشاف

بر عکس توابع تک مدی، توابع چند مدی دارای نقاط بهینه بسیاری می‌باشد که تعداد آن‌ها به طور نمایی با افزایش بعد افزایش می‌یابد. این موجب شده است تا آن‌ها برای الگوبرداری توانایی اکتشاف یک الگوریتم مناسب باشند. بر اساس نتایج جداول 6 و 7، GWO قادر به ارائه نتایج رقابتی در خصوص توابع معیار چند مدی می‌باشد. این الگوریتم نسبت به PSO و GSA در خصوص اکثریت توابع چند مدی عملکرد بهتری دارد. به علاوه، GWO نتایج بسیار رقابتی و مشابه با DE و FEP نشان می‌دهد و گاهی عملکرد برتری از آن‌ها دارد. این نتایج بیانگر آن هستند که الگوریتم GWO از حیث اکتشاف شایستگی دارند.

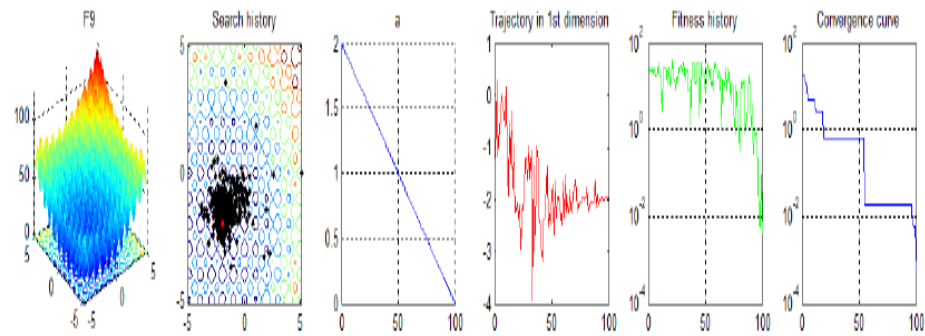
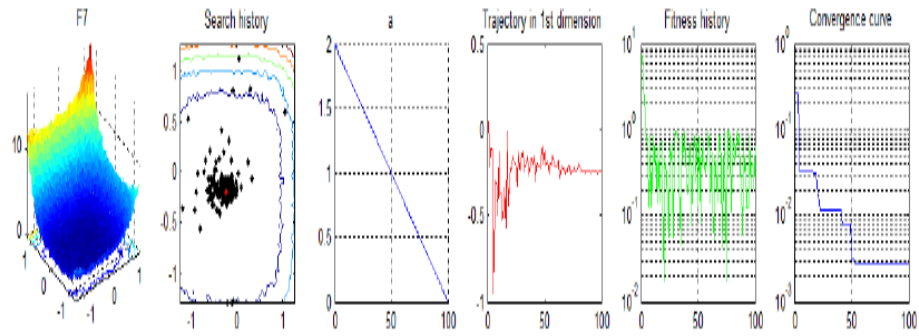
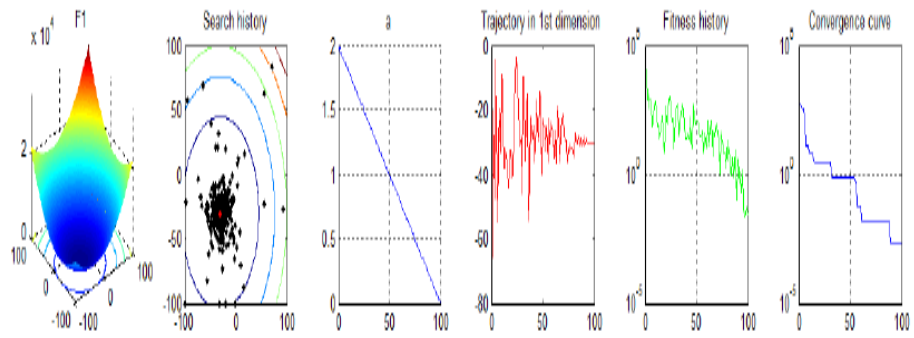
#### 3-4 اجتناب از حداقل محلی

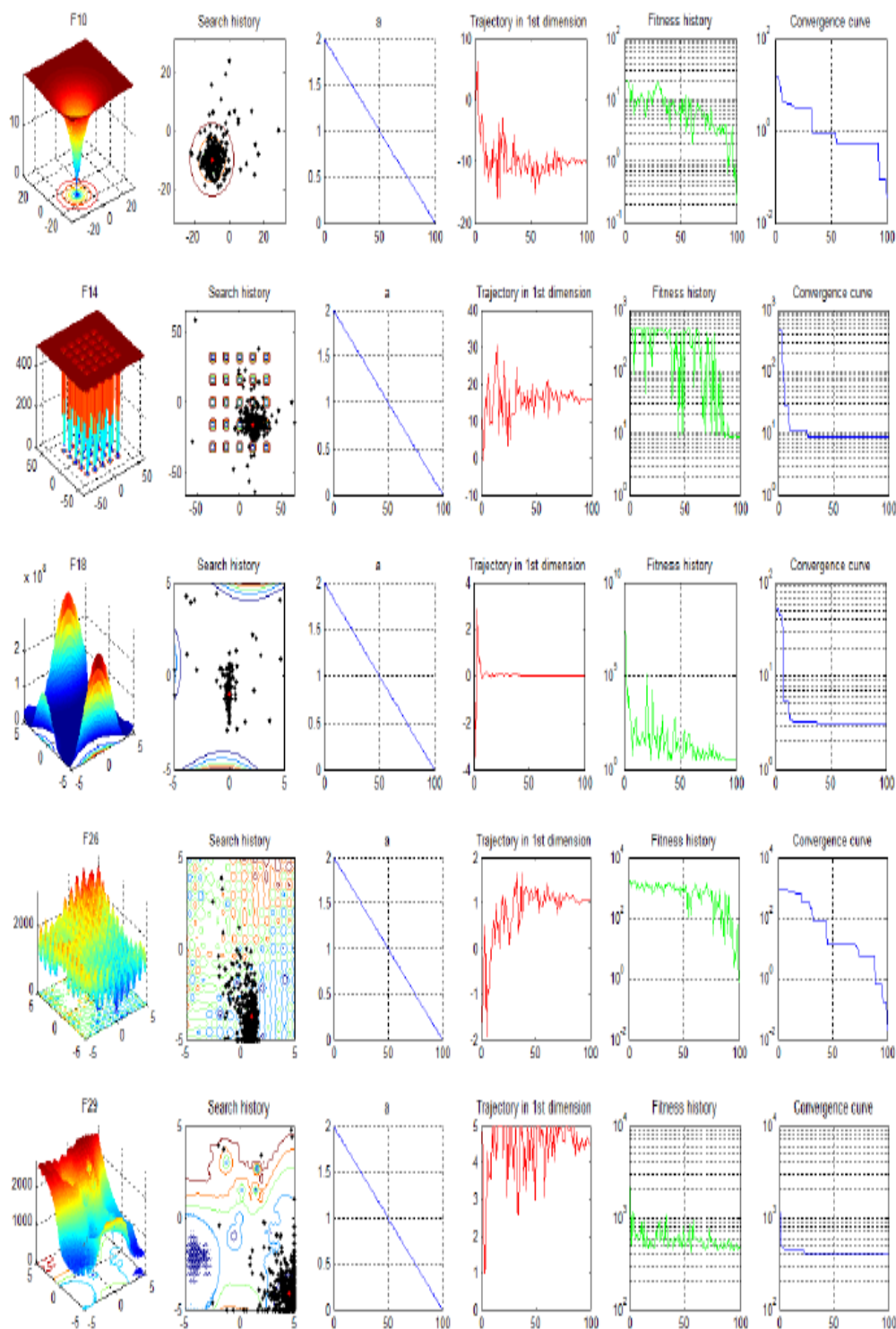
چهارمین دسته از توابع الگوی به کار گرفته شده شامل توابع ترکیبی می‌باشند که به طور کلی بسترهای آزمون بسیار چالش‌برانگیز برای الگوریتم‌های فراابتکاری محسوب می‌شوند. از این روی، اکتشاف و بهره‌برداری را می‌توان به طور هم‌زمان با توابع ترکیبی الگوبرداری کرد. به علاوه، اجتناب از بهینه محلی یک الگوریتم را می‌توان به دلیل تعداد زیاد نقاط بهینه محلی در این توابع آزمون مورد بررسی قرار داد. بر اساس جدول 8، GWO عملکرد بهتری نسبت به همه الگوریتم‌ها توابع توابع معیار ترکیبی دارد. این نشان می‌دهد که GWO بیانگر یک تعادل خوب بین اکتشاف و بهره‌برداری است که منجر به اجتناب قابل توجهی از نقاط بهینه محلی می‌شود. این قابلیت برتر ناشی از ارزش تطبیقی A است. همان‌طور که در بالا گفته شد، نیمی از تکرارها به اکتشاف  $(|A|P1)$  و بقیه به بهره‌برداری  $(|A| < 1)$  تخصیص داده شده‌اند. این مکانیسم به GWO در ارائه یک اکتشاف بسیار خوب، اجتناب از حداقل‌های محلی و بهره‌برداری به طور هم‌زمان کمک می‌کند.

#### 4-4 تحلیل رفتار همگرایی (نزدیک شدن)



در این زیر بخش، رفتار همگرایی و نزدیک شدن GWO بررسی می شود. بر اساس گفته برگ و همکاران (54)، تغییرات ناگهانی در جا به جایی و حرکت عوامل جست و جو در مراحل اولیه بهینه سازی وجود دارد. این به الگوی فرا ابتکاری در کشف گسترده فضای جست و جو کمک زیادی می کند. سپس، این تغییرات باید برای تاکید بر بهره برداری در انتهای بهینه سازی کاهش یابند. به منظور مشاهده رفتار هم گرایی و نزدیکی الگوریتم GWO، تاریخچه جست و جو و مسیر اولین عامل جست و جو در اولین بعد خود در شکل 11 نشان داده شده است. نسخه های متحرک این شکل را می توان در بخش اطلاعات مکمل Supplementary Materials یافت. توجه داشته باشید که توابع معیار در این بخش تغییر می یابند و ما از شش عامل جست و جو برای یافتن نقاط بهینه استفاده کردیم. دومین ستون شکل 11، تاریخچه جست و چوی عوامل جست و جو را نشان می دهد. می توان مشاهده کرد که عوامل جست و جوی GWO تمایل به جست و جوی وسیع مناطق مناسب فضاهای جست و جو و بهره برداری از بهترین این مناطق دارند. به علاوه، چهارمین ستون شکل 11، مسیر نخستین ذره را نشان می دهد که در آن تغییرات نخستین عامل جست و جو در نخستین بعد خود به تدریج در طول تکرار ها کاهش می یابد. بر اساس گزارش برگ و همکاران (54)، رفتار فوق می تواند تضمین کننده این باشد که الگوریتم SI در نهایت به یک نقطه در فضای جست و جو منتهی شود.





شکل 11. سابقه جستجو و مسیر ذرات برای اولین بار در بعد اول

به طور کلی، نتایج موید عملکرد الگوریتم GWO در حل توابع معیار مختلف در مقایسه با الگوریتم های فرا ابتکاری شناخته شده می باشند. به منظور بررسی بیشتر عملکرد الگوریتم پیشنهادی، سه مسئله طراحی مهندسی کلاسیک و یک مسئله واقعی در مهندسی اپتیک و لیزر در بخش های ذیل استفاده شده است. الگوریتم GWO نیز با فنون شناخته شده برای تایید نتایج آن مقایسه می شود.

## GWO-5 برای مسائل مهندسی کلاسیک

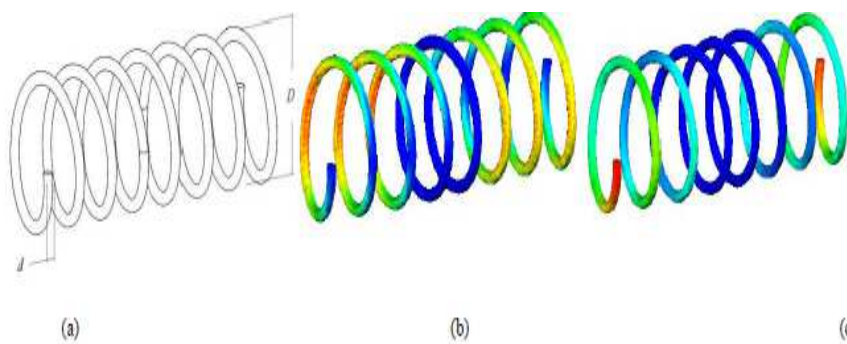
در این بخش، سه مسئله طراحی مهندسی محدود شده: فنر کشش/ فشار، اتصال جوشی تیر و طرح های محفظه های تحت فشار استفاده می شوند. این مسائل دارای محدودیت های برابری و نابرابری می باشند از این روی GWO باید مجهز به روش مقید سازی محدودیت به منظور بهینه سازی مسائل محدود باشند. به طور کلی، وقتی تابع تناسب مستقیماً بر به روز سازی موقعیت عوامل جست و جو اثر می گذارد، مقید سازی محدودیت بسیار چالش بر انگیز تر می شود (برای نمونه GSA). با این حال برای الگوریتم های مستقل تناسب، هر گونه مقید سازی محدودیت را می توان بدون نیاز به اصلاح مکانیسم الگوریتم (برای نمونه GA و PSO) به کار گرفت. چون عوامل جست و جوی الگوریتم GWO پیشنهادی، موقعیت های خود را با توجه به موقعیت های آلفا، بتا و دلتا بهنگام می کنند، رابطه مستقیمی بین عوامل جست و جو و تابع تناسب وجود ندارد. از این روی ساده ترین روش مقید سازی محدودیت، توابع جریمه می باشند، که اگر در صورتی که عوامل جست و جو هر گونه محدودیت ها را نقض کنند، مقادیر تابع هدف بزرگی را اختیار می کنند، را می توان به طور موثر برای مقید سازی محدودیت ها در GWO استفاده کرد. در این رابطه، اگر آلفا، دلتا و بتا، محدودیت ها را نقض کنند، هر نوع تابع جریمه را می توان به آسانی برای جریمه کردن عوامل جست و جو بر اساس سطح و میزان نقض آن ها استفاده کرد. در این صورت، اگر جریمه موجب شود تا آلفا، بتا و دلتا قدرت و سازش کم تری نسبت به گرگ های دیگر داشته باشند، این به طور خود کار با یک عامل جست و جوی جدید در تکرار بعدی جایگزین می شود. ما از توابع جریمه ساده و اسکالر برای بقیه مسائل به جز مسئله طراحی فنر فشار/کشش که از یک تابع جریمه پیچیده تر بهره می برد استفاده کردیم.

### 1-5 طراحی فنر کشش/ فشار

هدف این مسئله، کمینه سازی وزن یک فنر کشش/فشار که در شکل 12(55-57) نشان داده شده است می باشد. فرایند کمینه سازی در معرض برخی از محدودیت ها نظیر تنش برشی، فرکانس موج و حداقل انحراف می باشد. سه نوع متغیر در این مسئله وجود دارد:

$$\begin{aligned}
\vec{x} &= [x_1 \ x_2 \ x_3] = [d \ D \ N], \\
f(\vec{x}) &= (x_3 + 2)x_2x_1^2, \\
g_1(\vec{x}) &= 1 - \frac{x_2^3x_3}{71785x_1^4} \leq 0, \\
g_2(\vec{x}) &= \frac{4x_2^2 - x_1x_2}{12566(x_2x_1^2 - x_1^4)} + \frac{1}{5108x_1^2} \leq 0, \\
g_3(\vec{x}) &= 1 - \frac{140.45x_1}{x_2^2x_3} \leq 0, \\
g_4(\vec{x}) &= \frac{x_1 + x_2}{1.5} - 1 \leq 0, \\
0.05 &\leq x_1 \leq 2.00, \\
0.25 &\leq x_2 \leq 1.30, \\
2.00 &\leq x_3 \leq 15.0
\end{aligned}
\tag{5.1}$$

قطر سیم (d)، قطر متوسط سیم پیچ (D)، و تعداد سیم پیچ های فعال (N). فرمولاسیون ریاضی این مسئله به شکل زیر است: این مسئله توسط هر دو رویکرد های ریاضی و اکتشافی حل شده است. ها و وانگ سعی در حل این مسئله با استفاده از PSO (58) داشتند. راهبرد تکامل (ES) (59)، GA (60)، جست و جوی هارمونی (HS) (61) و تکامل تفاضلی (DE) (62) نیز به عنوان بهینه ساز های اکتشافی برای این مسئله استفاده شده اند. رویکرد های ریاضی مورد استفاده برای حل این مسئله شامل روش بهینه سازی عددی (تصحیح محدود کننده ها در قیمت ثابت) (55) و روش بهینه سازی ریاضی استفاده شده است (56). مقایسه نتایج این فنون و GWO در جدول 9 ارائه شده است. به خاطر داشته باشید که ما از تابع جریمه مشابه برای GWO برای انجام یک مقایسه منصفانه (63) استفاده می کنیم. جدول 9 نشان می دهد که GWO یک طرح با وزن حداقل برای این مسئله یافته است.



شکل 12. تنش / فشرده سازی بهار: (الف) شماتیک، (ب) استرس نقشه گرمایی (ج) نقشه حرارتی جابجایی

جدول 9. مقایسه نتایج تنش / فشرده سازی مشکل طراحی بهار

Algorithm	Optimum variables			Optimum weight
	$d$	$D$	$N$	
GWO	0.05169	0.356737	11.28885	0.012666
GSA	0.050276	0.323680	13.525410	0.0127022
PSO (Ha and Wang)	0.051728	0.357644	11.244543	0.0126747
ES (Coello and Montes)	0.051989	0.363965	10.890522	0.0126810
GA (Coello)	0.051480	0.351661	11.632201	0.0127048
HS (Mahdavi et al.)	0.051154	0.349871	12.076432	0.0126706
DE (Huang et al.)	0.051609	0.354714	11.410831	0.0126702
Mathematical optimization (Belegundu)	0.053396	0.399180	9.1854000	0.0127303
Constraint correction (Arora)	0.050000	0.315900	14.250000	0.0128334

## 2-5 طراحی تیر جوش یافته

هدف این مسئله، کمینه سازی (حداقل سازی) هزینه ساخت تیر جوش یافته می باشد که در شکل 13(60)

نشان داده شده است. عوامل محدود کننده به شکل زیر هستند:

- تنش برشی
- تنش خمشی در تیر ( $h$ )
- بار کمانش بر روی میلگرد ( $pc$ )
- خمیدگی انتهایی تیر ( $d$ )
- محدودیت های جانبی

این مسئله دارای چهار متغیر نظیر ضخامت جوش ( $h$ )، طول بخش اتصال به میلگرد ( $l$ )، ارتفاع میلگرد ( $t$ ) و ضخامت

میلگرد ( $b$ ) می باشد. فرمول ریاضی به شکل زیر است:

$$\begin{aligned}
\vec{x} &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4] = [h \ l \ t \ b], \\
f(\vec{x}) &= 1.10471x_1^2x_2 + 0.04811x_3x_4(14.0 + x_2), \\
g_1(\vec{x}) &= \tau(\vec{x}) - \tau_{\max} \leq 0, \\
g_2(\vec{x}) &= \sigma(\vec{x}) - \sigma_{\max} \leq 0, \\
g_3(\vec{x}) &= \delta(\vec{x}) - \delta_{\max} \leq 0, \\
g_4(\vec{x}) &= x_1 - x_4 \leq 0, \\
g_5(\vec{x}) &= P - P_c(\vec{x}) \leq 0, \\
g_6(\vec{x}) &= 0.125 - x_1 \leq 0 \\
g_7(\vec{x}) &= 1.10471x_1^2 + 0.04811x_3x_4(14.0 + x_2) - 5.0 \leq 0
\end{aligned} \tag{5.2}$$

$$0.1 \leq x_1 \leq 2,$$

$$0.1 \leq x_2 \leq 10,$$

$$0.1 \leq x_3 \leq 10,$$

$$0.1 \leq x_4 \leq 2$$

$$\tau(\vec{x}) = \sqrt{(\tau')^2 + 2\tau'\tau''\frac{x_2}{2R} + (\tau'')^2},$$

$$\tau' = \frac{P}{\sqrt{2}x_1x_2}, \quad \tau'' = \frac{MR}{J}, \quad M = P\left(L + \frac{x_2}{2}\right),$$

$$R = \sqrt{\frac{x_2^2}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2},$$

$$J = 2 \left\{ \sqrt{2}x_1x_2 \left[ \frac{x_2^2}{4} + \left(\frac{x_1 + x_3}{2}\right)^2 \right] \right\},$$

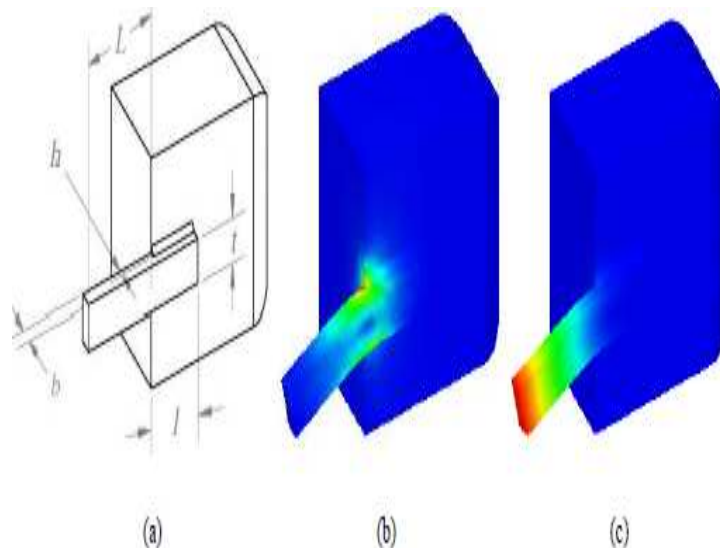
$$\sigma(\vec{x}) = \frac{6PL}{x_4x_3^2}, \quad \delta(\vec{x}) = \frac{6PL^3}{Ex_3^2x_4}$$

$$P_c(\vec{x}) = \frac{4.013E\sqrt{\frac{x_3^2x_4^6}{36}}}{L^2} \left( 1 - \frac{x_3}{2L} \sqrt{\frac{E}{4G}} \right),$$

$$P = 6000 \text{ lb}, L = 14 \text{ in.}, \delta_{\max} = 0.25 \text{ in.}, E = 30 \times 10^6 \text{ psi}, G = 12 \times 10^6 \text{ psi},$$

$$\tau_{\max} = 13600 \text{ psi}, \sigma_{\max} = 30000 \text{ psi}$$

کولو (64) و دب (65 و 66) از GA، در حالی که لی و گیم (67) از HS برای حل این مسئله استفاده کردند. روش تصادفی ریچاردسون، روش سیمپلکس، تقریب خطی متوالی دیویدسون-فلچر، گریفیت و استورات، رویکرد های ریاضی می باشند که برای حل این مسئله توسط راگدل و فیلیپس (68) استفاده شده اند. نتایج مقایسه شده در جدول 10 نشان داده شده است. این نتایج حاکی از آن است که GWO طرح با حداقل هزینه را در مقایسه با الگوریتم های دیگر یافته است.



شکل 13. ساختار طراحی پرتو های جوش داده شده (الف) شماتیک (ب) استرس نقشه گرمایی (ج) نقشه

### حرارتی جابجایی

جدول 10. نتایج مقایسه از مشکل طراحی پرتو های جوش داده شده

Algorithm	Optimum variables				Optimum cost
	$h$	$l$	$t$	$b$	
GWO	0.205676	3.478377	9.03681	0.205778	1.72624
GSA	0.182129	3.856979	10.00000	0.202376	1.879952
GA (Coello)	N/A	N/A	N/A	N/A	1.8245
GA (Deb)	N/A	N/A	N/A	N/A	2.3800
GA (Deb)	0.2489	6.1730	8.1789	0.2533	2.4331
HS (Lee and Geem)	0.2442	6.2231	8.2915	0.2443	2.3807
Random	0.4575	4.7313	5.0853	0.6600	4.1185
Simplex	0.2792	5.6256	7.7512	0.2796	2.5307
David	0.2434	6.2552	8.2915	0.2444	2.3841
APPROX	0.2444	6.2189	8.2915	0.2444	2.3815

### 3-5 طرح محفظه تحت فشار

هدف این مسئله، کمینه سازی هزینه کل شامل مصالح، ساخت و جوش محفظه استوانه ای نشان داده شده در

شکل 14 است. هر دو انتهای محفظه بسته است و سر آن دارای شکل نیم کره است. چهار متغیر در این مسئله

وجود دارند:



• ضخامت پوسته (Ts)

• ضخامت سر (Th)

• شعاع داخلی (R)

• طول مقطع استوانه ای بدون در نظر گرفتن سر (L)

در این مسئله چهار محدودیت در نظر گرفته شده است. این محدودیت ها و مسائل به صورت زیر فرموله شده اند:

این مسئله در میان محققان متداول بوده و در مطالعات مختلف بهینه سازی شده است. روش های فرا ابتکاری

برای بهینه سازی این مسئله شامل موارد ذیل هستند :

$$\begin{aligned}\vec{x} &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4] = [T_s \ T_h \ R \ L], \\ f(\vec{x}) &= 0.6224x_1x_3x_4 + 1.7781x_2x_3^2 + 3.1661x_1^2x_4 + 19.84x_1^2x_3, \\ g_1(\vec{x}) &= -x_1 + 0.0193x_3 \leq 0, \\ g_2(\vec{x}) &= -x_3 + 0.00954x_3 \leq 0, \\ g_3(\vec{x}) &= -\pi x_3^2x_4 - \frac{4}{3}\pi x_3^3 + 1296000 \leq 0, \\ g_4(\vec{x}) &= x_4 - 240 \leq 0, \\ 0 &\leq x_1 \leq 99, \\ 0 &\leq x_2 \leq 99, \\ 10 &\leq x_3 \leq 200, \\ 10 &\leq x_4 \leq 200\end{aligned}\tag{5.3}$$

ACO [70], PSO [58], GA [57,60,69], ES [59], DE

لاگرانژ افزوده (71) و روش شاخه و کران (72). نتایج این مسئله در جدول 11 نشان داده شده است. بر اساس این

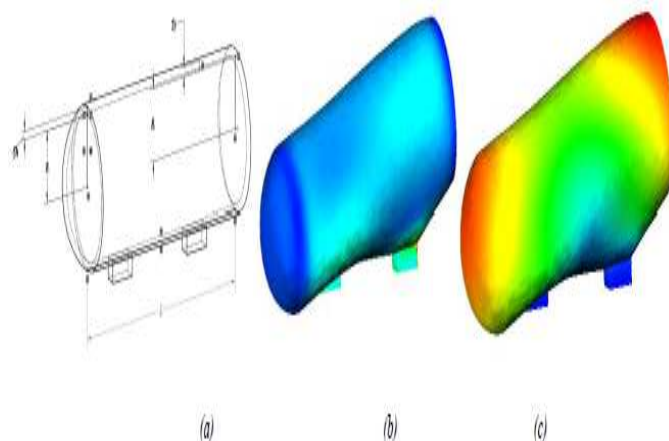
جدول، GWO مجددا قادر به یافتن یک طرح با حداقل هزینه است. به طور خلاصه، نتایج مربوط به سه مسئله

مهندسی کلاسیک نشان می دهند که GWO دارای عملکرد بالایی در حل مسائل چالش بر انگیز است. این می

تواند ناشی از اپراتور ها (عملگر) های طراحی شده برای اجتناب موفق GWO از نقاط بهینه محلی و نزدیک

شدن سریع به نقطه بهینه باشد. بخش بعدی به بررسی عملکرد الگوریتم GWO در حل مسئله واقعی اخیر در

زمینه مهندسی اپتیک و لیزر می پردازد.



شکل 14. مخازن تحت فشار (الف) شمانیک (ب) استرس نقشه گرمایی (ج) جابه نقشه گرمایی

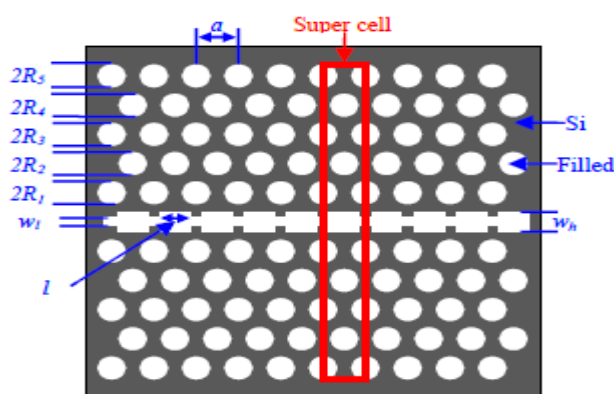
جدول 11. نتایج مقایسه برای مشکل طراحی مخازن تحت فشار

Algorithm	Optimum variables				Optimum cost
	$T_s$	$T_h$	R	L	
GWO	0.812500	0.434500	42.089181	176.758731	6051.5639
GSA	1.125000	0.625000	55.9886598	84.4542025	8538.8359
PSO (He and Wang)	0.812500	0.437500	42.091266	176.746500	6061.0777
GA (Coello)	0.812500	0.434500	40.323900	200.000000	6288.7445
GA (Coello and Montes)	0.812500	0.437500	42.097398	176.654050	6059.9463
GA (Deb and Gene)	0.937500	0.500000	48.329000	112.679000	6410.3811
ES (Montes and Coello)	0.812500	0.437500	42.098087	176.640518	6059.7456
DE (Huang et al.)	0.812500	0.437500	42.098411	176.637690	6059.7340
ACO (Kaveh and Talataheri)	0.812500	0.437500	42.103624	176.572656	6059.0888
Lagrangian Multiplier (Kannan)	1.125000	0.625000	58.291000	43.6900000	7198.0428
branch-bound (Sandgren)	1.125000	0.625000	47.700000	117.701000	8129.1036

#### 6- کاربرد واقعی GWO در مهندسی اپتیک و لیزر (طراحی بافر اپتیکی)

مسئله بررسی شده در این بخش موسوم به طراحی بافر اپتیکی است. در حقیقت، بافر اپتیکی یکی از اجزای اساسی CPU های اپتیکی است. بافر اپتیکی موجب کاهش سرعت نور شده و به سی پی یو های اپتیکی امکان پردازش بسته های اپتیکی را برای تعدیل زمان بندی آن می دهد. رایج ترین ابزار برای انجام این کار، موجبر فوتونیک کریستال (PCW) است. موجبر فوتونیک کریستال عمدتاً دارای یک ساختار مشبک با یک بریدگی خطی

در وسط است. شعاع حفره ها و شکل بریدگی خطی موجب می شود تا خصوصیات کند سازی نور مختلفی ایجاد شود. شعاع متغیر و بریدگی های خطی به محیط های مختلف امکان انکسار نور را در موجهبر می دهد. محققان در این زمینه سعی می کنند تا شعاع حفره ها و پین های بریدگی های خطی را به منظور دست یابی به خصوصیات بافرینگ اپتیکی مطلوب، تغییر داده و دست ورزی کنند. هم چنین چهار نوع PCW وجود دارند که برای کاربرد های خاص مناسب می باشند. در این بخش، ساختار یک PCW موسوم به PCW براگ اسلات (BSPCW) توسط الگوریتم GWO بهینه سازی می شود. این مسئله داری چندین محدودیت است و بنا بر این ما از ساده ترین روش مقید سازی محدود کننده برای GWO در این بخش استفاده می کنیم. ساختار BSPCW اولین بار توسط کایر و همکاران در 2011(73) پیشنهاد شد. ساختار BSPCW در شکل 15 نشان داده شده است. اسلب (دال) پس زمینه یک سیلیکون با شاخص انکساری برابر با 3.48 است. شکاف و حفره ها با یک ماده با شاخص انکسار 1.6 پر می شود. ساختار براگ اسلات به BSPCW امکان کنترل دقیق انتشار و خواص کند سازی نور را می دهد. پنج حفره اول مجاور شکاف دارای بیشترین تاثیر بر روی خواص نور کند می باشند که در (73) بحث شده است. همان طور که در شکل 15 می توان دید،  $w_l$  و  $w_h$  شکل شکاف را تعریف کرده و بر روی خواص نور کند و انتشار نهایی اثر دارد. از این روی خواص انتشار و نور کند با تغییرات در شعاع حفره ها،  $w_l$  و  $w_h$  بدست می آید.



شکل 15. ساختار BSPCW با سلول فوق العاده.

دو شاخص برای مقایسه عملکرد ابزار های با سرعت نور پایین وجود دارد: محصول پهنای باند- تاخیر (DBP) و DBP نرمال (NDBP) که به صورت زیر تعریف می شوند (74):

$$DBP = \Delta t \cdot \Delta f \quad (6.1)$$

که  $Dt$  نشان دهنده تاخیر و  $Df$  پهنای باند دستگاه نور کند است. در دستگاه های نور کند، هدف نهایی، دست یابی به تاخیر انتقال ماکزیمم پالس نوری با بیشترین پهنای باند PCW می باشد. بدیهی است که  $Dt$  باید برای افزایش dbp افزایش یابد. این مهم با افزایش طول دستگاه (L) حاصل می شود. برای مقایسه دستگاه های با طول و فرکانس های کاری مختلف، NDBP یک گزینه بهتر است (75):

$$NDBP = \bar{n}_g \Delta\omega / \omega_0 \quad (6.2)$$

که در آن  $n_g$  میانگین شاخص گروهی،  $Dx$  پهنای باند نرمال و  $x_0$  فرکانس مرکزی نرمال موج نور است. چون NDBP دارای ارتباط مستقیمی با شاخص گروه است ( $n_g$ )، می تواند به شکل زیر نوشته شود (76):

$$n_g = \frac{c}{v_g} = c \frac{dk}{d\omega} \quad (6.3)$$

که در آن  $x$  انتشار،  $k$  نشان دهنده بردار موجی،  $c$  سرعت نور در فضای آزاد بوده و نشان دهنده شاخص گروه است. چون  $n_g$  در دامنه پهنای باند متغیر است، می تواند به صورت زیر میانگین گیری شود:

$$\bar{n}_g = \int_{\omega_L}^{\omega_H} n_g(\omega) \frac{d\omega}{\Delta\omega} \quad (6.4)$$

پهنای باند یک PCW اشاره به منطقه ای از منحنی  $n_g$  دارد که در آن  $A$  دارای مقدار تقریباً ثابت با ماکزیمم نوسان [75]  $\pm 10\%$  است. اطلاعات مفصل در خصوص PCW را می توان در (77-80) مشاهده کرد. در نهایت، مسئله از نظر ریاضی باری GWO به شکل زیر فرموله می شود:

$$\vec{x} = [x_1 x_2 x_3 x_4 x_5 x_6 x_7 x_8] = \left[ \frac{R_1}{a} \frac{R_2}{a} \frac{R_3}{a} \frac{R_4}{a} \frac{R_5}{a} \frac{l}{a} \frac{w_h}{a} \frac{w_l}{a} \right],$$

$$f(\vec{x}) = \text{NDBP} = \frac{\bar{n}_g \Delta\omega}{\omega_0},$$

$$\max(|\beta_2(\omega)|) < 10^6 a/2\pi c^2,$$

$$\omega_H < \min(\omega_{\text{up band}}),$$

$$\omega_L > \max(\omega_{\text{down band}}),$$

$$k_n > k_{nH} \rightarrow \omega_{\text{Guided mode}} > \omega_H, \quad (6.5)$$

$$k_n < k_{nL} \rightarrow \omega_{\text{Guided mode}} < \omega_L,$$

$$\omega_H = \omega(k_{nH}) = \omega(1.1n_{g0}),$$

$$\omega_L = \omega(k_{nL}) = \omega(0.9n_{g0}),$$

$$k_n = \frac{ka}{2\pi},$$

$$\Delta\omega = \omega_H - \omega_L,$$

$$a = \omega_0 * 1550 \text{ (nm)},$$

$$0 \leq x_{1-5} \leq 0.5,$$

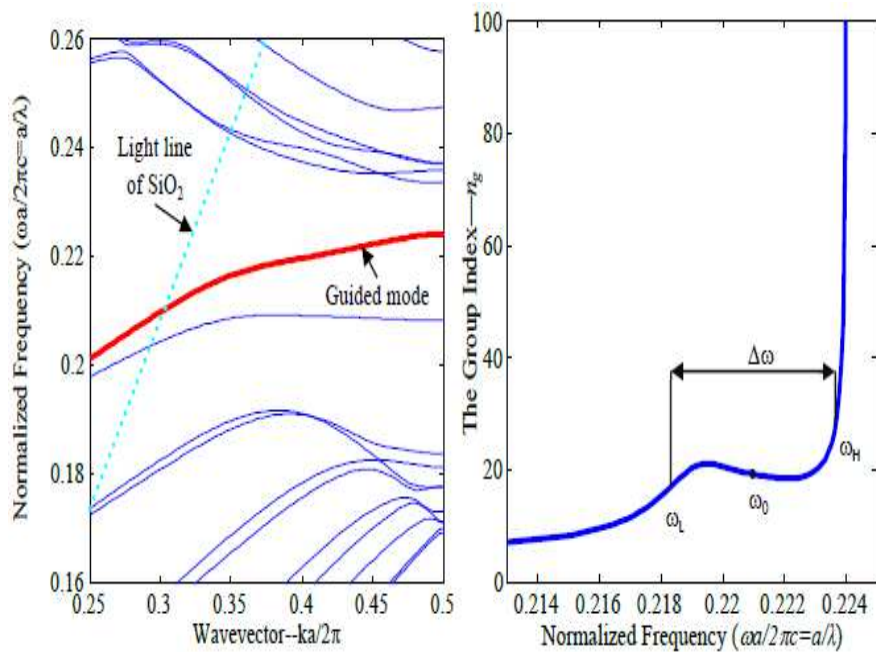
$$0 \leq x_6 \leq 1,$$

$$0 \leq x_{7,8} \leq 1$$

توجه داشته باشید که ما 5 عامل محدود کننده را برای الگوریتم GWO در نظر می گیریم. عوامل محدود کننده دوم تا پنجم از ترکیب باند اجتناب می کنند. برای امکان سنجی، مقادیر تابع هدف کوچک و منفی (-100) را به عوامل جست و جویی که عوامل محدود کننده را نقض می کنند نسبت دادیم. الگوریتم GWO 20 بار بر روی این مسئله اجرا شده و بهترین نتایج در جدول 12 نشان داده شده است. توجه کنید که الگوریتم توسط 24 سی پی یو بر روی خوشه ویندوز HPC در دانشگاه گریفیت اجرا شد. این جدول نشان می دهد که بهبود 93 و 65 درصدی در پهنای باند (DK) و NDBP استفاده کننده از الگوریتم GWO وجود دارد. ساختار باند فوتونیک BSPCW بهینه سازی شده در شکل 16 الف نشان داده شده است. به علاوه، شاخص گروه مربوطه و ابر سلول بهینه سازی شده در شکل های 16 (ب) و 17 نشان داده شده اند. این اشکال نشان می دهند که ساختار بهینه سازی شده دارای یک پهنای باند بسیار خوب بدون ترکیب باندی است.

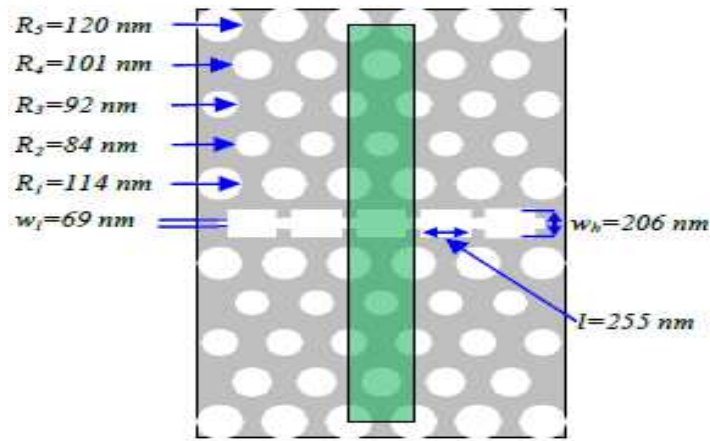
جدول 12. پارامترهای ساختاری و نتایج محاسبات

Structural parameter	Wu <i>et al.</i> [81]	GWO
$R_1$	-	0.33235a
$R_2$	-	0.24952a
$R_3$	-	0.26837a
$R_4$	-	0.29498a
$R_5$	-	0.34992a
$l$	-	0.7437a
$W_b$	-	0.2014a
$W_1$	-	0.60073a
$a(\text{nm})$	430	343
$\bar{n}_g$	23	19.6
$\Delta\lambda(\text{nm})$	17.6	33.9
Order of magnitude of $\beta_2 (a/2\pi c^2)$	$10^3$	$10^3$
NDBP	0.26	0.43



شکل 16. (الف) ساختار باند فوتونی ساختار BPCW بهینه سازی شده (ب) شاخص گروه (NG) از ساختار

بهینه سازی شده BPCW



شکل 17. بهینه سازی سلول فوق العاده از BPCW.

این مجدداً بیانگر عملکرد بالای الگوریتم GWO در حل مسائل واقعی است. این مطالعه جامع نشان می‌دهد که الگوریتم GWO پیشنهادی در میان الگوریتم‌های فرا ابتکاری فعلی شایستگی بالایی دارد. اولاً، نتایج توابع الگوی نا محدود نشان دهنده عملکرد الگوریتم GWO از حیث اکتشاف، بهره برداری، اجتناب از نقاط بهینه محلی و همگرایی است.

دوماً، نتایج مسائل مهندسی کلاسیک نشان دهنده عملکرد برتر الگوریتم پیشنهادی در حل مسائل محدود نیمه واقعی است. در نهایت، نتایج مسئله طراحی بافر اپتیکی نشان دهنده توانایی الگوریتم GWO در حل مسئله واقعی است.

## 7- نتیجه گیری

مطالعه حاضر، یک الگوریتم بهینه سازی جدید SI با الهام گیری از گرگ‌های خاکسری را ارائه کرد. روش پیشنهادی از رفتار شکار و سلسله مراتب اجتماعی گرگ‌های خاکستری تقلید می‌کند. 29 تابع آزمون برای الگو برداری از عملکرد الگوریتم پیشنهادی از حیث اکتشاف، بهره برداری، اجتناب از نقاط بهینه محلی و همگرایی استفاده شد. نتایج نشان داد که GWO قادر به ارائه نتایج بسیار رقابتی در مقایسه با روش‌های اکتشافی شناخته شده نظیر EP, DE, GSA, PSO, ES و ES بود. اولاً، نتایج مربوط به توابع تک مدی، بهره برداری برتر از الگوریتم GWO را نشان داد. دوماً، توانایی اکتشاف GWO توسط نتایج مربوط به توابع چند مدی تایید شد. سوماً، نتایج توابع ترکیبی، حاکی از اجتناب نقاط بهینه محلی بالا بود. در نهایت، تحلیل همگرایی GWO موید همگرایی این الگوریتم بود. به علاوه، نتایج مسائل طراحی مهندسی هم چنین نشان داد که الگوریتم GWO دارای عملکرد

بالایی در فضای جست و جوی چالش انگیز و ناشناخته می باشد. الگوریتم GWO در نهایت برای حل مسئله واقعی در مهندسی اپتیک ولیزر استفاده شد. نتایج این مسئله حاکی از بهبود قابل توجه NDBP در مقایسه با رویکرد های فعلی بود که نشان دهنده تعمیم پذیری و قابلیت کاربرد الگوریتم پیشنهادی برای حل مسائل واقعی است. می توان گفت که نتایج مساول واقعی و نیم واقعی نشان داد که GWO می تواند عملکرد بالایی را نه تنها در مسائل ما محدود بلکه در خصوص مسائل محدود شده ارائه کند. برای مطالعات آینده، ما قصد داریم تا نسخه های دو دویی و چند منظوره از الگوریتم GWO توسعه دهیم.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی